

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministre de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Ecole Nationale Polytechnique



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique



Département d'Hydraulique

Laboratoire de recherche en sciences de l'eau

Mémoire de projet de fin d'études

En vue de l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en hydraulique

OPTIMISATION DE LA CONSOMMATION ENERGETIQUE DE LA STATION DE POMPAGE DE SIDI MOUSSA

Tsouma BENMANSOUR

Sous la direction de

Dr Ahcene BOUACH

Présenté et soutenu publiquement le 07/07/2020

Composition du Jury :

Président	Mme Saâdia BENMAMAR	Pr	ENP
Promoteur	Mr Ahcene BOUACH	Dr	ENP
Examineur	Mr Salah Eddine TACHI	MCB	ENP
	Mr Salim BENZIADA	MAA	ENP

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministre de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Ecole Nationale Polytechnique



Département d'Hydraulique

Laboratoire de recherche en sciences de l'eau

Mémoire de projet de fin d'études

En vue de l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en hydraulique

OPTIMISATION DE LA CONSOMMATION ENERGETIQUE DE LA STATION DE POMPAGE DE SIDI MOUSSA

Tsouma BENMANSOUR

Sous la direction de

Dr Ahcene BOUACH

Présenté et soutenu publiquement le 07/07/2020

Composition du Jury :

Président	Mme Saâdia BENMAMAR	Pr	ENP
Promoteur	Mr Ahcene BOUACH	Dr	ENP
Examineur	Mr Salah Eddine TACHI	MCB	ENP
	Mr Salim BENZIADA	MAA	ENP

Dédicace

Je dédie ce modeste travail à mes parents qui m'ont toujours encouragé à aller
de l'avant,

A ma sœur Cerine et mon frère Idir,

Et à mes chers amis.

Remerciement

Je souhaite avant tout adresser mes sincères remerciements à ma chère professeure et directrice de laboratoire de science de l'eau de l'école nationale polytechnique d'Alger madame Benmamar, pour son soutien, sa disponibilité et ses conseils.

Je tiens aussi à exprimer ma gratitude au Docteur Bouach pour le temps qu'il a consacré à m'apporter les outils méthodologiques indispensables pour la réalisation de ce projet, et qui a su nourrir mes réflexions et ma curiosité.

Je voudrais également remercier les membres du jury qui ont pris le temps d'évaluer mon travail.

Enfin, je désire aussi remercier les professeurs de l'école nationale polytechnique d'Alger qui m'ont fourni les outils nécessaires à la réussite de mes études au sein de cette école.

ملخص

إن نظام الضخ في سيدي موسى يستهلك كميات كبيرة من الطاقة يومياً ما يكلف ثروة ويسبب خسارة في الموارد المائية. لذا هذا العمل يتناول تحسين الطاقة في محطة ضخ سيدي موسى. يتم عادة استخدام نوعين من الطرق لحل مشكلة التحسين هذه و إيجاد الحل الأمثل الذي يقلل من استهلاك الطاقة للمحطة. الطريقة الأولى المعروفة بالطريقة الدقيقة، تجعل من الممكن إيجاد حل مثالي لمشكلة معينة، ولكن، وقت التنفيذ الطويل يجعلها بدون فائدة في حالتنا. الطريقة الثانية المستخدمة في هذه الدراسة تسمى الطريقة التقريبية (الاستدراكية والفوقية)، والتي تعمل على إيجاد الحل الأمثل في وقت أقل. تتكون المنهجية المقترحة في هذه الدراسة من ثلاث مراحل: نمذجة المشكلة، حساب الحل الأمثل باستخدام الخوارزمية الجينية بناءً على نظرية داروين للانتقاء الطبيعي، وأخيراً مقارنة نتائج المحطة مع نتائج خوارزمية الشفرة الجينية التي أظهرت انخفاضاً كبيراً في استهلاك الطاقة.

الكلمات الدالة: محطات الضخ، تحسين الطاقة، الخوارزمية الجينية .

Abstract

Sidi Moussa's pumping system consuming daily excessive amounts of energy costs a fortune and leads to a loss of water resources. That is why this thesis focuses on the energy optimization of Sidi Moussa's pumping station. Therefore, two types of tools are usually used to solve this optimization problem and generate the optimal solution that minimizes the energy consumption of the station. The first method known as the exact method makes it possible to find an optimal solution to a given problem, however, its significant long execution time makes it less likely to be applied in our case. The second method that's used in this thesis is called the approximate method (heuristic and meta-heuristic), it manages to find an optimal solution in a shorter amount of time. The objective of a meta-heuristic is therefore to find the solution as close as possible to that of an exact method while being faster. The methodology proposed in this thesis is composed of three steps: modeling the problem, calculating the optimal solution using the code of the genetic algorithm based on Darwin's theory of natural selection, and finally comparing the results of the station with those of the genetic algorithm code which have shown a considerable reduction in energy consumption and computing time.

Key words: Pumping station, Energy optimization, genetic algorithm.

Résumé

Ce mémoire s'inscrit dans le cadre de la gestion d'énergie de la station de pompage de Sidi Moussa dont l'optimisation énergétique est un enjeu majeur. Cela consiste à calculer les solutions optimales minimisant la consommation énergétique de la station sous un nombre fini de contraintes. Deux types de méthodes peuvent être utilisés pour résoudre ce problème d'optimisation. La première méthode est la méthode exacte, qui permet de trouver une solution optimale à un problème donné. Toutefois, elle présente un inconvénient majeur, elle peut devenir rapidement coûteuses en temps d'exécution : temps de calcul important. La deuxième méthode, appelée méthode approchée (heuristique et méta-heuristique), permet de remédier à ce problème, c'est la méthode utilisée dans ce mémoire. Cette méthode permet de trouver de manière rapide une solution réalisable à un problème donné. L'objectif d'une méta-heuristique est donc de trouver la solution la plus proche possible de celle d'une méthode exacte tout en étant plus rapide. La méthodologie proposée dans ce mémoire est composée de trois étapes : la modélisation du problème, le calcul des solutions en utilisant le code des algorithmes génétiques basé sur la théorie de la sélection naturelle, et enfin la comparaison des résultats de la station avec ceux du code de l'algorithme génétique qui a montré une réduction considérable dans la consommation énergétique et le temps de calcul.

Mots clés : Station de pompage, optimisation énergétique, algorithme génétique.

Table des matières

Liste des tableaux	10
Liste des figures	11
Abréviations	13
Liste des notations	13
Introduction Générale.....	13
1 Présentation de la station de pompage de Sidi Moussa	16
1.1 Introduction	16
1.2 L'eau en Algérie	16
1.3 Description de la station de pompage	18
1.4 Equipements hydrauliques nécessaires à la station	21
1.4.1 Pompe	21
1.4.2 Moteurs des pompes	22
1.4.3 Vannes.....	22
1.4.4 Anti-bélier	23
1.4.5 Compresseur	23
1.4.6 Pompes d'épuisement	23
1.5 Les équipements du réservoir	23
1.5.1 Conduite d'adduction.....	25
1.5.2 Conduite du trop plein	25
1.5.3 Conduite de vidange.....	25
1.5.4 Conduite BY-PASS entre adduction et distribution	25
1.5.5 Conduite de distribution.....	25
1.5.6 Réserve d'incendie.....	26
1.5.7 Comptage	26
1.5.8 Robinets- vannes	26
1.5.9 Tuyauterie	26
1.6 Conclusion	26
2 Modèles d'optimisation d'un planning de pompage	28
2.1 Introduction	28
2.2 Etat d'art sur les travaux d'optimisation des systèmes de pompage	29
2.3 Description du problème d'optimisation	31
2.4 Caractéristiques du modèle d'optimisation élaboré.....	33

2.4.1 Horizon et pas de temps d'optimisation.....	33
2.4.2 Variables d'optimisation	33
2.3.3 Contraintes d'optimisation.....	34
2.3.4 Fonction objectif	35
2.5 Types de problèmes d'optimisation.....	36
2.5.1 Types de problèmes selon les contraintes et l'objectif	36
2.5.2 Type de problème selon la complexité	37
2.6 Méthodes de résolution des problèmes d'optimisation	39
2.6.1 Méthodes exactes	40
2.6.2 Méthodes approchées.....	41
2.7 Conclusion	44
3 Les algorithmes génétiques.....	47
3.1 Introduction	47
3.2 Etat d'art	48
3.2.1 De la biologie à l'optimisation mathématique	48
3.2.2 Optimisation par les AG dans le domaine de l'eau potable.....	49
3.3 Terminologie	50
3.4 Description d'un algorithme génétique	52
3.5 Principes d'un algorithme génétique	53
3.6 Codage et représentation des variables d'un algorithme génétique	54
3.6.1 Codage binaire	55
3.6.2 Le codage de Gray (binaire réfléchi)	56
3.6.3 Le codage réel	58
3.6.4 Codage entier	58
3.7 Gestion des contraintes d'optimisation.....	59
3.8 Etapes de calcul des algorithmes génétiques	59
3.8.1 Genèse de la population	59
3.8.2 Evaluation des individus (Fonction Fitness).....	60
3.8.3 Sélection- élimination des individus	60
3.8.4 L'opérateur de croisement (crossover)	63
3.8.5 L'opérateur de mutation.....	65
3.8.6 Le remplacement.....	66
3.8.7 Critère d'arrêt.....	67
3.9 Conclusion	67

4 Optimisation de la consommation énergétique de la station de pompage de Sidi Moussa via l’algorithme génétique	70
4.1 Introduction	70
4.2 Elaboration de l’optimisation de la consommation énergétique via l’AG (oce-ag)	70
4.2.1 Insertion des données de fonctionnement	71
4.2.2 Génération de la population initiale	76
4.2.3 Sélection des parents	77
4.2.4 Croisement	78
4.2.5 Mutation	78
4.2.6 Critère d’arrêt	80
4.3 Fonctionnement de la station de pompage	80
4.4 Résultat d’optimisation	82
4.5 Interprétation des résultats	85
4.5.1 Comparaison entre le planning de la station et celui optimisé	85
4.5.2 Intérêt de l’optimisation	88
4.6 Conclusion	88
Conclusion générale	89
Bibliographie.....	90

Liste des tableaux

Tableau 1.1 : Débits d'exploitation des Forages existants à Sidi Moussa.....	18
Tableau 1.2 : Les caractéristiques de fonctionnement des pompes de la station.....	21
Tableau 1.3 : Caractéristiques des moteurs des pompes de la station	22
Tableau 2.1 : Le temps de calcul mis pour n opérations à différentes échelles de complexité.....	39
Tableau 3.1 : Terminologie des algorithmes génétiques	50
Tableau 3.2 : Les trois principes de la théorie de Darwin.....	52
Tableau 3.3 : Codage binaire et gray sur 4 bits	57
Tableau 3.4 : Codage réel	58
Tableau 4.1 : Planning de pompage optimisé d'une journée.....	83

Liste des figures

Figure 1.1 : Principe de fonctionnement de la station de pompage de Sidi Moussa	19
Figure 1.2 : Débit de distribution de Sidi Moussa pendant 24 heures.....	20
Figure 1.3 : Débit de sortie de la station de pompage pendant 24 heures	20
Figure 1.4 : Les 3 groupes de la station de pompage	21
Figure 1.5 : Courbe caractéristique de notre pompe centrifuge	22
Figure 1.6 : Les différentes conduites raccordées au château d'eau de Sidi Moussa	24
Figure 2.1 : Problème d'optimisation multi-objectif résolu avec une fonction objectif	31
Figure 2.2 : Etapes de résolution d'un problème d'optimisation.....	32
Figure 2.3 : Variables d'optimisations du modèle.....	34
Figure 2.4 : Influence des contraintes d'optimisation sur la fonction objectif.....	35
Figure 2.5 : Méthodes de résolution des problèmes d'optimisation.....	40
Figure 3.1 : Les différentes parties d'organisation d'un algorithme génétique	51
Figure 3.2 : Illustration schématique du codage des variables d'optimisation	52
Figure 3.3 : Organigramme d'un Algorithme Evolutionnaire.....	54
Figure 3.4 : Différents types de codage.....	55
Figure 3.5 : Représentation du bit le plus significatif au bit le moins significatif.....	56
Figure 3.6 : Conversion du code binaire au code Gray	57
Figure 3.7 : Codage entier d'une variable d'optimisation.....	59
Figure 3.8 : Représentation schématique du fonctionnement d'un AG.....	61
Figure 3.9 : La méthode de sélection de la loterie biaisée.....	62
Figure 3.10 : Croisement entre deux chromosomes.....	63
Figure 3.11 : Croisement simple en un point.....	64
Figure 3.12 : Croisement simple en deux points	64
Figure 3.13 : Croisement uniforme	65
Figure 3.14 : Une mutation.....	65

Figure 4.1 : Insertion des données de fonctionnement dans l'oce-ag	71
Figure 4.2 : Courbe caractéristique de la conduite.....	73
Figure 4.3 : Courbe de la pompe n=1.....	73
Figure 4.4 : Courbe des pompes pour n=1 et n=2.....	74
Figure 4.5 : Superposition des courbes de pompes, conduite.....	74
Figure 4.6 : Détermination du point de fonctionnement	75
Figure 4.7 : Génération de la population initiale	76
Figure 4.8 : Sélection des rangs des parents.....	77
Figure 4.9 : Création de la nouvelle génération des parents.....	77
Figure 4.10 : Croisement des individus sélectionnés.....	78
Figure 4.11 : Croisement des parents.....	78
Figure 4.12 : Mutation des individus.....	79
Figure 4.13 : Contrainte du problème d'optimisation.....	79
Figure 4.14 : Choix de la solution optimale.....	80
Figure 4.15 : Evolution de la consommation énergétique pendant 24 heures	80
Figure 4.16 : Energie cumulée de la station pendant 24 heures	81
Figure 4.17 : Evolution du volume d'eau pompée pendant 24 heures.....	82
Figure 4.18 : Energie optimisé par l'algorithme génétique pendant 24 heures.....	84
Figure 4.19 : Evolution du volume d'eau pompée optimisé	84
Figure 4.20 : Energie optimisée cumulée pendant 24 heures.....	85
Figure 4.21 : Comparaison entre le volume d'eau optimisé et celui de la station.....	86
Figure 4.22 : Comparaison entre l'énergie actuelle consommée et l'énergie optimisée	86
Figure 4.23 : Comparaison entre les énergies cumulées de la station et optimisées....	87

Abréviations

AG	Algorithme génétique	[-]
CTN	Cote du terrain naturel	m
CTP	Cote du trop plein	m
Oce-ag	Optimisation de la consommation énergétique via l'algorithme génétique	[-]

Liste des notations

Ces notations sont utilisées dans l'ensemble du mémoire sauf indication contraire.

E_j	Energie journalière	kWh
E_{opt}	Energie optimale	kWh
f	Fonction objectif	[-]
g	Accélération de la pesanteur	m/s^2
G	Complexité	[-]
H	Hauteur manométrique	m
H_c	Hauteur manométrique de conception	m
H_g	Hauteur géométrique de l'installation	m
m	Rang d'une solution	[-]
m_{max}	Nombre d'individus d'un AG	[-]
n	Nombre de pompes en marche	[-]
N	Vecteur de décision	[-]
N_{opt}	Planning de pompage optimal	[-]
no	Nombre d'opérations	[-]
n_p	Nombre de pompes de la station de pompage	[-]
P	Probabilité de sélection	[-]
P_n	Probabilité de sélection cumulée	[-]
P_s	Problème d'optimisation	[-]

Q	Débit de pompage	m ³ /h
Q _c	Débit de consommation	m ³ /h
Q _{opt}	Débit de pompage optimal	m ³ /h
Q _p	Débit de pompage	m ³ /h
r _h	Résistance hydraulique	h ² /m ⁵
T	Temps d'exécution	s
t _c	Temps de croisement	h
t _f	Temps de fonctionnement	h
t _{mut}	Temps de mutation	h
V	Volume d'eau dans le réservoir	m ³
V _{max}	Volume admissible maximal	m ³
V _{min}	Volume admissible minimal	m ³
y	Variable réelle	[-]
Δt	Pas de temps	h
η	Rendement de pompage	[-]

Introduction Générale

Dans un monde où le challenge de réduire les augmentations des coûts énergétiques ainsi qu'une réglementation environnementale de plus en plus contraignante, une reconsidération de la stratégie énergétique des stations de pompages énergivores relève d'une priorité absolue

La démographie galopante implique des puisages d'eau trois fois supérieur au cours des 50 dernières années (*UNESCO, 2019*), ainsi une surexploitation des forages et nappes d'eau et une excessive consommation d'énergie sont mises en évidence dans la gestion de ces stations.

A cette problématique, la primordialité d'adopter une stratégie de réduction des consommations énergétiques en développant des plannings de pompage est plus qu'indispensable, afin d'assurer avec persévérance l'alimentation en eau potable aux ménages, face à cette situation une recherche de solution d'optimisation d'énergie et de rationalisation des ressources en eau et des couts s'impose.

L'optimisation de la consommation énergétique des systèmes de pompage représente le grêle du développement économique et environnemental, c'est dans cette optique que nous avons axé nos recherches sur l'optimisation du planning de pompage de la ville de Sidi Moussa sise à Alger dans un but de réduire l'énergie consommée et les coûts engagés.

Cette étude est scindée en 4 chapitres

Dans le premier chapitre, une étude de l'existant et une description de la station de pompage de Sidi Moussa ont été élaborées afin d'identifier l'origine de l'objet d'étude traité dans ce projet, les forages et différents équipements de la station ont également été présentés pour une meilleur compréhension.

Le chapitre deux porte sur la définition des modèles d'optimisation énergétique des systèmes de pompage. Avant la modélisation de notre problème, un état d'art des différentes approches d'optimisation énergétique des systèmes de pompage est présenté. Sont ensuite décrites les caractéristiques de la problématique d'optimisation, ainsi l'horizon et les variables d'optimisations. Afin de formuler notre modèle d'optimisation, la fonction fitness et les contraintes d'optimisation qui garantissent le bon fonctionnement hydraulique de la station ont été définies. Enfin les différents types de problèmes d'optimisation ont par la suite été classifiés pour pouvoir identifier le type du notre et choisir la bonne méthode de résolution parmi les trois

approches essentielles qui ont été suggérés : approches exactes, approches heuristiques et approches méta-heuristiques.

Le troisième chapitre concerne la méthode des algorithmes génétiques qui a été sélectionnée pour résoudre notre problème d'optimisation. En premier lieu, un état d'art des différents travaux d'optimisation effectués par les algorithmes génétiques dans le domaine de l'eau potable est présenté, suivie d'une description détaillée du principe de l'AG en mettant en relief les différents codages des variables du problème d'optimisation et les techniques de gestion des contraintes d'optimisation. Enfin, les étapes de calcul d'un algorithme génétique ont été définies.

Le quatrième chapitre est consacré aux calculs du nouveau planning de pompage et les énergies par le code de l'algorithme génétique sur MatLab tout en détaillant les différentes étapes et parties du programme. Les résultats du code ont ensuite été interprétés et comparés à ceux de la station objet de notre étude. Cette comparaison a mis en évidence une importante réduction de l'énergie journalière consommée ainsi qu'une satisfaction des besoins de la population grâce au code de l'AG.

Enfin, les objectifs de nos études relatives à l'intérêt économique et environnemental que représente cette optimisation ont été escomptés, compte tenu de la réduction des couts monétaires et la rationalisation des ressources en eau.

Chapitre 1

1 Présentation de la station de pompage de Sidi Moussa

1.1 Introduction

Afin de remédier à la surconsommation énergétique dans la ville d'Alger, et surtout en période de hautes températures, des coupures par intermittences d'électricité sont effectuées par la compagnie en charge de la distribution du courant électrique en Algérie (SONELGAZ) ce qui engendre automatiquement des ruptures d'alimentation en eau potable. La ville de Sidi Moussa ainsi que la station de pompage qui s'y trouve subissent un délestage électrique pendant toute la période d'été, une privation en énergie qui n'est pas sans conséquence économique et sanitaire pour la population, cet état des lieux nous motive à rechercher les techniques d'optimisation de la consommation énergétique et mettre fin aux faibles pressions et coupures d'eau fréquentes.

C'est donc pour cette raison que l'Algérie, et plus spécifiquement Alger, a confié à la SEAAL la tâche de la gestion de l'eau de ses différentes communes, y compris celle de Sidi Moussa et sa station de pompage que nous introduirons dans les paragraphes qui suivent.

1.2 L'eau en Algérie

L'accès durable aux ressources en eau est une préoccupation majeure qui concerne tous les pays du bassin méditerranéen, Le changement climatique et la croissance urbaine et démographique attendus dans la région, risquent d'aggraver la situation de stress hydrique qui frappe déjà la plupart des pays du Sud et de l'Est de la Méditerranée. En Algérie, plusieurs facteurs peuvent expliquer la situation de stress hydrique :

- Les contraintes physiques liées au relief et à la morphologie du pays,
- La baisse de la pluviométrie depuis trois décennies,
- Le phénomène de désertification des sols qui accentue la menace de sécheresse (et d'évapotranspiration), en particulier dans l'Ouest algérien.

La croissance de la demande en eau (multipliée par quatre en quarante ans), notamment dans le nord du pays et dans les zones urbaines (neuf Algériens sur dix vivent dans le nord du pays,

soit 13% de la superficie nationale, et six Algériens sur dix vivent dans plus de 550 agglomérations urbaines)

Cette situation pourrait être amplifiée par les effets du changement climatique qui sont susceptibles d'être plus prononcés dans le bassin méditerranéen que dans d'autres régions du monde

Les potentialités hydriques naturelles de l'Algérie sont estimées actuellement à 18 milliards de m³ par an. L'irrigation occupe une place importante dans la consommation d'eau (62% de la demande totale du pays). La demande en eau potable, qui a considérablement augmenté depuis les années 1970, représente quant à elle 35% de la demande totale. La part des besoins en eau du secteur industriel ne s'élève qu'à 3%.

Depuis le début des années 2000, le gouvernement algérien a pris des mesures importantes pour sortir de la situation de pénurie d'eau qui touchait le pays. La question hydraulique a été placée en priorité sur l'agenda politique et de gros moyens ont été mis en œuvre pour mobiliser de nouvelles ressources en eau. La nouvelle politique de l'eau s'est ainsi structurée autour de deux axes stratégiques :

- Le développement de l'infrastructure hydraulique : barrages, transferts, stations de dessalement d'eau de mer, stations d'épuration...etc,
- La réforme institutionnelle du secteur de l'eau qui vise à promouvoir une meilleure gestion de la ressource.

D'importants efforts ont été entrepris par le gouvernement algérien pour mobiliser de nouvelles ressources en eau. Si ces initiatives visaient initialement à répondre prioritairement aux usages domestiques, elles entendent depuis peu offrir de nouvelles capacités à l'eau agricole. Pour répondre à cette demande croissante, des investissements massifs ont été engagés qui se traduisent par une augmentation du parc de barrages et de retenues collinaires, un recours accru au dessalement de l'eau de mer et à la réutilisation des eaux usées. Entre 2000 et 2010, les dépenses publiques liées au secteur de l'eau ont connu une constante augmentation et plus de deux tiers de ces investissements furent destinés à la rénovation et à la construction de grandes infrastructures de mobilisation de transfert, d'adduction et de stockage d'eau. Cette politique de l'offre a permis de dégager des ressources supplémentaires en eau : l'Algérie a vu sa capacité de stockage des eaux de surface doubler durant cette même période (*Mozas & Ghosn, 2013*).

La bonne gestion de ces ressources en eau est primordiale pour garantir leur durabilité, c'est pour cette raison que la SEAAL a été désigné pour s'occuper de l'exploitation des eaux en Algérie, et plus particulièrement à Alger.

Nous nous intéresserons dans ce chapitre à la ville de Sidi Moussa situé dans le sud-ouest d'Alger avec une population de 20.180 habitants qui bénéficient des services de la SEAAL pour l'alimentation en eau potable.

1.3 Description de la station de pompage

Lorsque la topographie permet de disposer d'un point haut pour construire un réservoir au sol et alimenter la population par gravité, c'est sans doute le meilleur moyen pour véhiculer cette eau. Cependant, ce n'est pas le cas pour la ville de Sidi Moussa qui est une ville plate à 51m d'altitude. Nous sommes donc obligés dans ce cas d'utiliser des pompes pour assurer l'alimentation en eau potable de chaque consommateur.

Le réservoir de Sidi Moussa est alimenté à partir du champ de captage à sa proximité où se situent 6 forages comme le montre le tableau (1.1) :

Tableau 1.1 : Débits d'exploitation des Forages existants à Sidi Moussa (SEAAL, 2018)

Localité	Forage	Débit (m ³ /h)
Sidi Moussa	F Station de Sidi Moussa	85.0
	F3 Sidi Moussa	57.7
	F3 Bis OuledAllel	60.8
	F OuledAllel	17.2
	F Bis OuledAllel	57.7
	F4 Sidi Moussa	77.0
	Total (m ³ /h)	355.4

L'aspiration s'effectue comme indiquée sur la figure (1.1), à partir du réservoir d'aspiration à 50m, d'une capacité de 2000m³ et refoule vers le château d'eau de Sidi Moussa qui a une capacité de 1000m³.

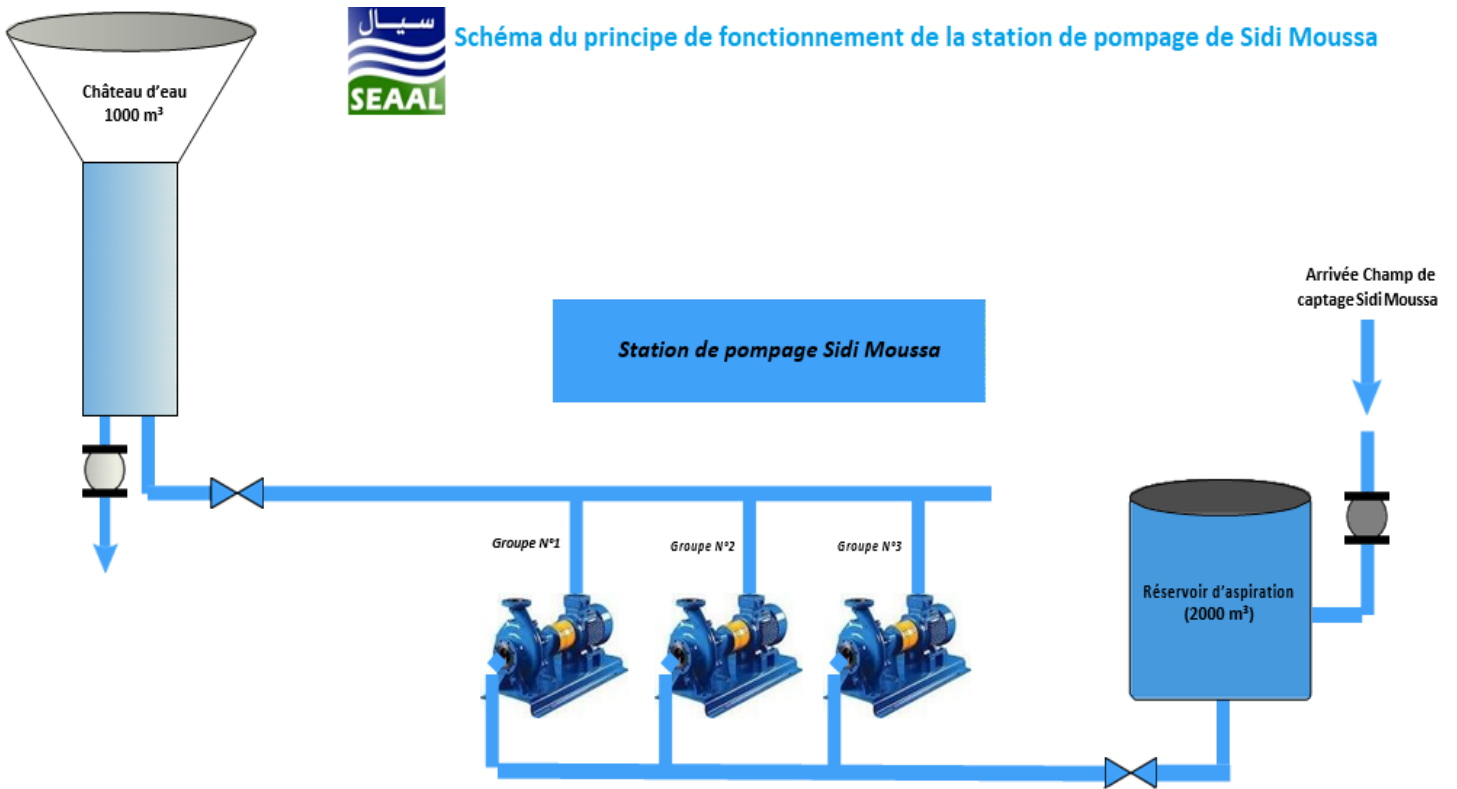


Figure 1.1 : Principe de fonctionnement de la station de pompage de Sidi Moussa
(*Mouhamou & Tounsi, 2017*)

La station de pompage dispose de 3 pompes dont 2 fonctionnent 24h/24 et 7jours/7, et la 3^{ème} en arrêt, c'est une pompe standby : pompe de secours en cas de problème ou de réparation des deux autres pompes.

Nous avons pu obtenir le régime de consommation de cette station pour 7 jours (une semaine) avec un intervalle de temps d'une heure, ce qui nous a donné les courbes de modulation présentées dans les figures (1.2) et (1.3) suivantes :

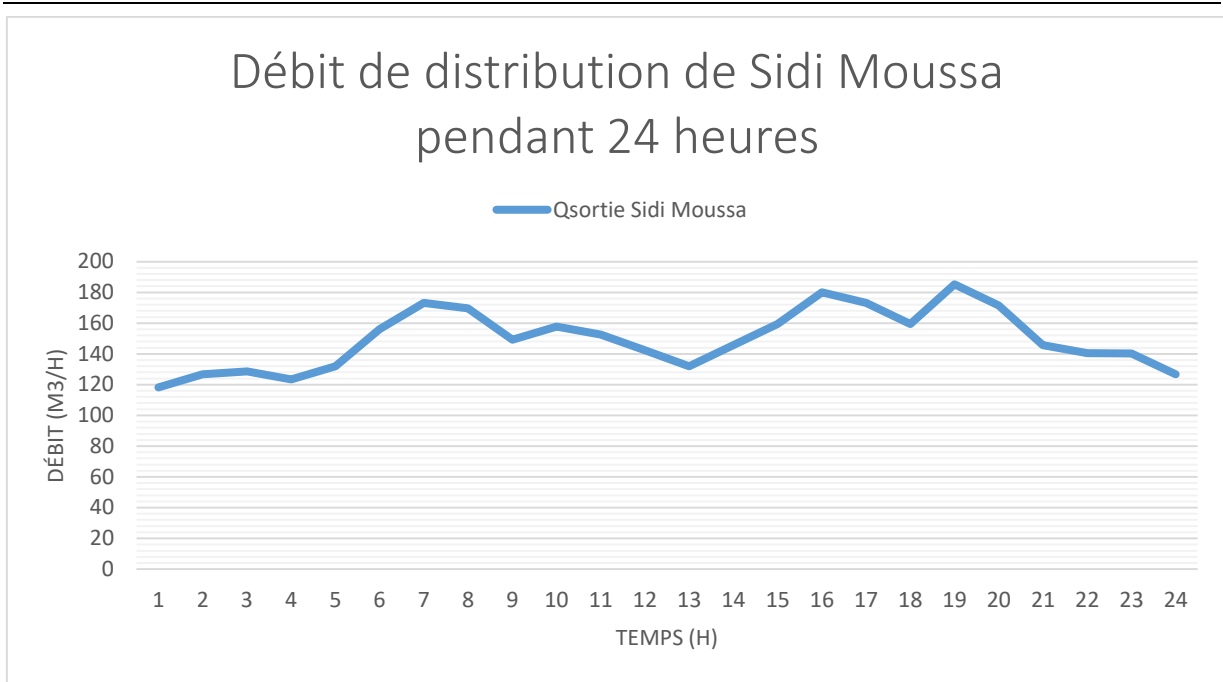


Figure 1.2 : Débit de distribution de Sidi Moussa pendant 24 heures

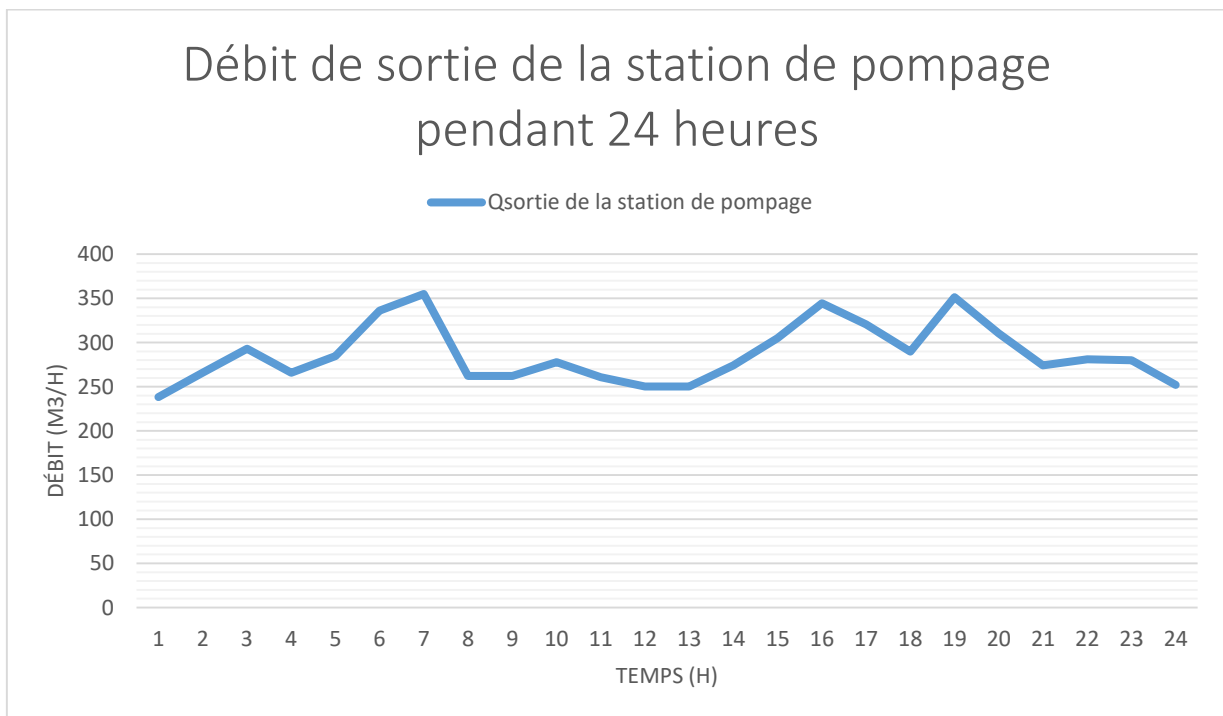


Figure 1.3 : Débit de sortie de la station de pompage pendant 24 heures

Nous allons présenter dans ce qui suit les différents accessoires de la station de pompage de Sidi Moussa.

1.4 Equipements hydrauliques nécessaires à la station

1.4.1 Pompe

La station de pompage contient 3 pompes centrifuges (**figure 1.4**) (machine rotative qui pompe un liquide en le forçant au travers d'une roue à aube ou d'une hélice appelée impulseur) identiques de marque CAPRARI type PM80/6C ayant un débit de $200 \text{ m}^3/\text{h}$ et une vitesse de rotation de 2900 Tr/min.

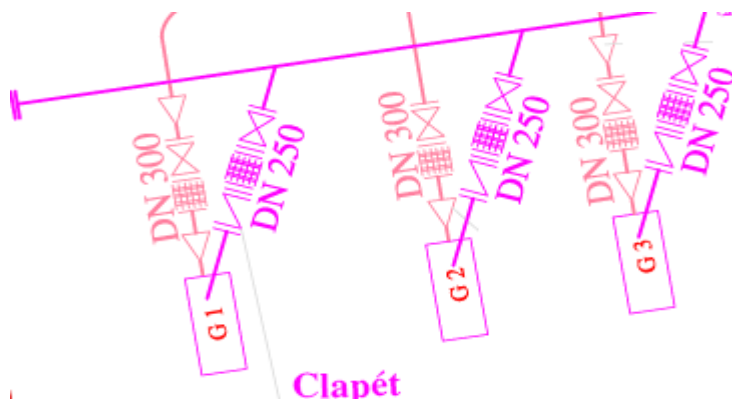


Figure 1.4 : Les 3 groupes de la station de pompage (SEAAL, 2018)

Les pompes aspirent l'eau véhiculée dans des conduites en acier d'un diamètre nominal de 300mm, à partir du réservoir de 2000m^3 de capacité et refoule vers le château d'eau de 1000m^3 de capacité via les conduites de refoulement qui ont un diamètre de 250mm chacune et qui se rejoignent en une seule conduite de 400mm de diamètre nominal.

Les caractéristiques de fonctionnement de ces pompes sont présentées dans le tableau 1.2 suivant :

Tableau 1.2 : Les caractéristiques de fonctionnement des pompes de la station

Caractéristiques de fonctionnement			
Vitesse (tr/min)	Fréquence (Hz)	Point de fonctionnement contractuel	
		Débit (m^3/h)	Hauteur (m)
2900	50	200	50

Pour caractériser nos pompes centrifuges à 20°C et $0,99819 \text{ kg}/\text{dm}^3$, nous nous appuyons sur la courbe caractéristique : Hauteur de refoulement en fonction du débit (**figure 1.5**).

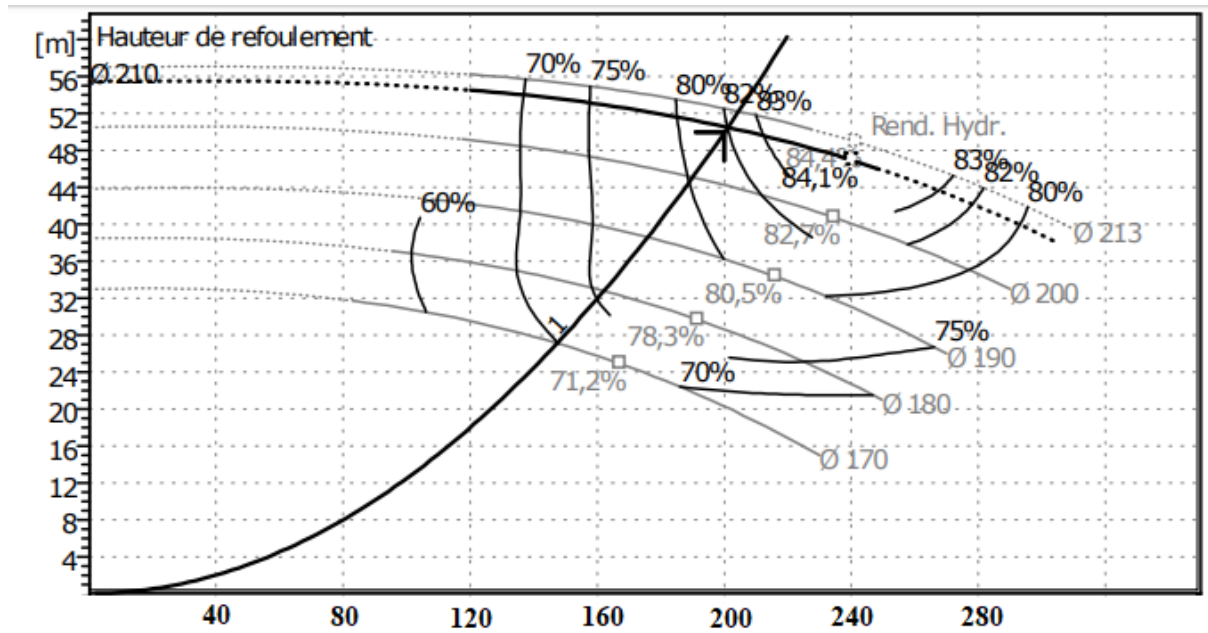


Figure 1.5 : courbe caractéristique de notre pompe centrifuge

1.4.2 Moteurs des pompes

Contrairement aux pompes, les moteurs utilisés ne sont pas identiques, le tableau suivant (tableau 1.3) présente les caractéristiques de chaque moteur :

Tableau 1.3 : Caractéristiques des moteurs des pompes de la station (*Mouhamou & Tounsi, 2017*)

Ligne	N° du groupe	Marque	Type	Puissance (KW)	Vitesse de rotation (Tr/min)
Château d'eau de Sidi Moussa	1	WESTERN ELECTRIC	1D 208S 2A	79	2900
	2	SEIPEE	GM280 MA2 B3	90	2900
	3	SEIPEE	GM280 MA2 B3	75	2900

1.4.3 Vannes

Une vanne est un dispositif permettant de régler le débit d'un fluide à distance (Les vannes deviennent donc pilotables et contrôlables à distance par l'intermédiaire d'un automate) pour les vannes motorisées, ou manuellement pour les vannes non motorisées de la station.

1.4.4 Anti-bélier

Un système de conduite peut être conçu avec un facteur de sécurité lui permettant de résister aux valeurs extrêmes possibles (surpression, sous pression), une telle conception peut s'avérer non économique. L'élaboration d'un projet économique nécessite généralement l'utilisation de certains instruments et/ou procédure de contrôle afin de réduire ou éliminer les conséquences négatives des phénomènes non permanent tel que la fermeture d'une vanne ou l'arrêt d'une pompe.

La protection d'un système de conduite contre le coup de bélier peut se faire en utilisant des anti-béliers comme les cheminés d'équilibre, les réservoirs d'air, les volants d'inertie ou les soupapes de protection.

Le système anti bélier employé dans la station de pompage de Sidi Moussa est un réservoir d'air (ballon) rempli à 1/3 d'eau et 2/3 d'air de marque Charlatte. La station comporte deux ballons anti-bélier le premier est raccordé à la conduite de refoulement sur la ligne du château d'eau et le second est raccordé à la conduite de refoulement sur la ligne de station pompage.

1.4.5 Compresseur

Un compresseur a pour fonction d'élever la pression du gaz compressible l'intérieur de l'anti-bélier afin de diminuer le niveau d'eau en cas de surpression, pour empêcher l'eau de retourner vers la station une fois pompée.

1.4.6 Pompes d'épuisement

Il s'agit de pompes pouvant évacuer jusqu'à 60 m³/h d'eau, plus particulièrement les eaux indésirables, sous une faible pression (4 bars) pour les pompes classiques. Elles permettent de pomper la boue, les feuilles, les eaux de cale, les eaux sales et les eaux usées grâce à la roue vortex dont elles équipées qui avale les particules.

1.5 Les équipements du réservoir

Les exigences techniques à satisfaire dans la construction d'un réservoir sont :

- La résistance : le réservoir doit dans toutes ses parties équilibrer les efforts auxquels il est soumis.

- L'étanchéité : il doit constituer pour le liquide qu'il contient un volume clos sans fuite. Il doit être étanche.
- La durabilité : le réservoir doit durer dans le temps, le béton doit conserver ses caractéristique mécanique et étanchéité dans le temps après contacte prolongé avec l'eau. Le contacte eau béton ne doit pas altérer la qualité de l'eau emmagasinée. Le revêtement intérieur doit être de type alimentaire approuvé par des laboratoires agréés.

Un réservoir se compose de :

- Cuve, qui doit être couverte contre les contaminations, aérée, bien protégé contre la chaleur et le froid, visitable et compartimenté pour faciliter le nettoyage.
- Chambre des vannes.

La chambre de vannes comprend :

- Conduite d'arrivée (adduction).
- Conduite de départ (distribution).
- Conduite de trop plein.
- Conduite de vidange.
- Robinetterie.

La figure (1.6) montre le château d'eau de Sidi Moussa dont la côte du trop plein atteint les 84m et la cote du terrain naturel les 48m, raccordé aux différentes conduites que nous présenterons dans les paragraphes suivants :

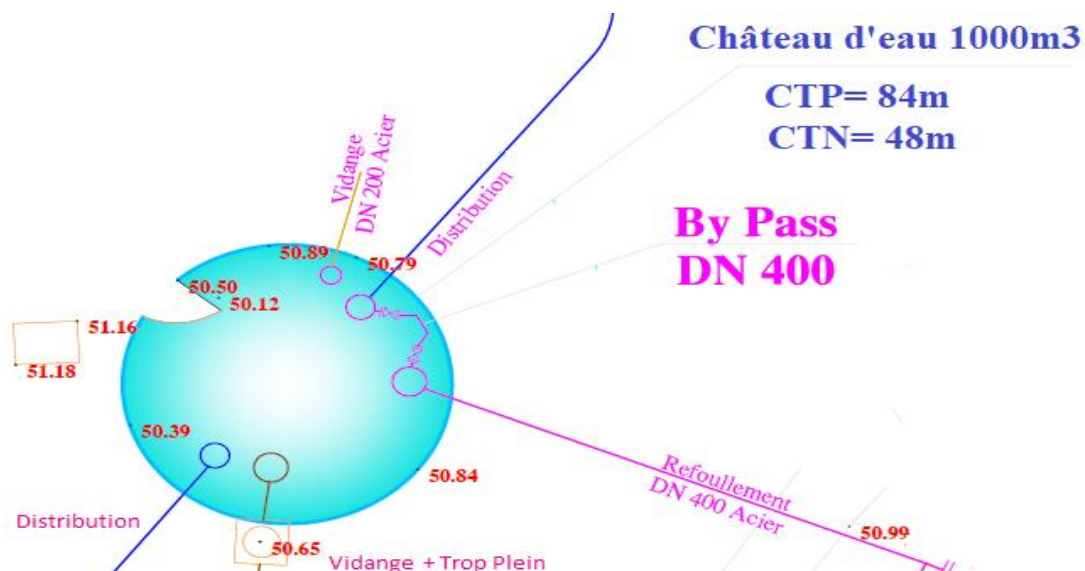


Figure 1.6 : Les différentes conduites raccordées au château d'eau de Sidi Moussa (SEAAL, 2018)

1.5.1 Conduite d'adduction

Cette conduite est en acier, elle a un diamètre nominal de 400mm, la conduite d'adduction a son débouché dans le réservoir. Ce dernier doit pouvoir s'obturer quand l'eau atteint dans la cuve son niveau maximal : une obturation par robinet flotteur si l'adduction est gravitaire ou un dispositif permettant l'arrêt du moteur si l'adduction s'effectue par refoulement.

1.5.2 Conduite du trop plein

La conduite du trop plein est en acier, elle a un diamètre nominal de 300mm, elle évacue la totalité du débit Q entraînant le dépassement du niveau maximum de l'eau au réservoir. Elle ne comporte pas de robinet sur son parcours.

Le trop plein comporte un évasement en forme de tronc de cône dont la plus grande circonférence du rayon R formera un déversoir à seuil circulaire pour le passage du débit Q sous une hauteur h.

1.5.3 Conduite de vidange

Conduite en acier à 200 mm de diamètre nominal, elle est raccordée à la conduite de trop plein. Elle comporte un robinet vanne.

1.5.4 Conduite BY-PASS entre adduction et distribution

La conduite By Pass du château d'eau de Sidi Moussa a un diamètre nominal de 400mm, en cas d'indisponibilité (nettoyage ou réparation du réservoir), il est bon de prévoir une communication entre ces deux conduites.

1.5.5 Conduite de distribution

Le château d'eau de Sidi Moussa comporte deux conduites de distribution, une en acier de 200mm de diamètre nominal et l'autre en fonte de 300mm de diamètre nominal, pour faciliter le brassage de l'eau dans le réservoir, l'orifice de départ de la conduite de distribution est situé autant que possible à l'opposé de l'arrivé, il est placé à 15 ou 20m du fond pour éviter d'entraîner dans la conduite de distribution d'éventuels dépôts décantés dans le réservoir.

1.5.6 Réserve d'incendie

La réserve d'eau incendie permet de disposer d'une capacité hydraulique pour alimenter les engins de lutte contre l'incendie.

1.5.7 Comptage

A la sortie de la conduite de distribution, un compteur est ménagé pour pouvoir effectuer des relevés périodiques de la consommation totale.

1.5.8 Robinets- vannes

Dans chaque canalisation (arrivé, départ, vidange...) un robinet-vanne est prévu pour pouvoir effectuer le sectionnement de chacune de ces conduites en cas de besoin.

1.5.9 Tuyauterie

Pour la protection de tuyauterie contre la corrosion, celle-ci est galvanisée, c'est-à-dire recouverte d'une couche de Zinc.

1.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés à la ville de Sidi Moussa de la wilaya d'Alger, qui, étant plate, il a fallu lui installer une station de pompage afin de pouvoir alimenter ses habitants en eau potable, et pour cela, l'entreprise SEAAL s'est occupée de la gestion de cette eau ainsi que l'assainissement de la ville.

Cependant, pour des raisons économiques et environnementales, il serait préférable d'optimiser la consommation énergétique de cette station, un travail qui sera présenté dans les chapitres qui suivent.

Chapitre 2

2 Modèles d'optimisation d'un planning de pompage

2.1 Introduction

De nos jours, l'augmentation de la consommation d'énergie des stations de pompages est une des plus grandes préoccupations vu son impact qui risque d'être catastrophique et irréversible sur l'environnement, le plan technique et économique des stations et pour une gestion durable et efficace de ces dernières.

Afin de faire face à cette problématique, l'appel à l'utilisation des méthodes d'optimisation du planning de pompage s'impose, qui sont issues des techniques de la recherche opérationnelle et qui constituent un outil d'aide à la décision très efficace pour optimiser les opérations de pompage.

Avant de choisir la meilleure méthode d'optimisation, il est nécessaire de comprendre quel type de problème nous avons à résoudre, si c'est un problème d'optimisation continue ou discrète, problème d'optimisation avec ou sans contrainte, problème d'optimisation mono-objectif ou multi-objectif ou bien problème d'optimisation déterministe ou stochastique.

Nous définirons ensuite les méthodes d'optimisations, et établirons un planning de pompage (combinaisons de pompes) sur un horizon bien défini afin d'optimiser l'énergie de pompage. Ces modèles d'optimisation reposent sur deux critères contradictoires, qui sont (*Guhl, 1999*):

- Réduction de l'énergie de fonctionnement.
- Respect des conditions du bon fonctionnement hydraulique du système.

Le premier critère (réduction de l'énergie de fonctionnement) représente la fonction objectif du modèle d'optimisation, il dépend des variables énergétiques de la pompe telles que le débit, la pression et le rendement. Alors que le second critère (respect des conditions du bon fonctionnement hydraulique du système) représente les contraintes d'optimisation, où il dépend principalement de la demande en eau et des caractéristiques du réservoir d'eau potable telles que les valeurs limites du volume d'eau dans le réservoir. Ces deux aspects constituent l'objectif du modèle d'optimisation des systèmes de pompage (*Bouach, 2019*).

Pour trouver le planning optimal, il existe plusieurs méthodes permettant la résolution de ce

type de problème.

Ces méthodes sont classées en deux catégories essentielles (**Rebreyend, 1999**) :

- Méthodes exactes ;
- Méthodes heuristiques et méta-heuristiques.

Les méthodes exactes ou complètes permettent de donner une solution optimale, si ces méthodes ne fournissent pas de solution, c'est que celle-ci n'existe pas. Ces méthodes supposent généralement que la fonction objectif est strictement convexe, continue et dérivable. Les méthodes exactes sont inadaptés si ces conditions ne sont pas respectées, ou alors lorsque :

- Le nombre de variables et/ou de contraintes devient important,
- Les fonctions définissant la fonction objectif et les contraintes sont fortement non linéaires,
- Il existe plusieurs optimums locaux, c'est de problèmes difficiles.

On peut également trouver des méthodes incomplètes qui sont efficaces dans certains cas, parmi ces méthodes, on trouve les méthodes heuristiques et méta-heuristique qui permettent d'obtenir une solution approchée à un temps réduit, ce qui les rend très utile dans le traitement des problèmes complexes, d'où leur forte utilisation dans l'optimisation de divers problèmes.

2.2 Etat d'art sur les travaux d'optimisation des systèmes de pompage

La nécessité de l'utilisation d'une approche formelle pour la résolution des problèmes d'optimisation a poussé beaucoup de chercheurs à développer plusieurs méthodes et ce commençant par les méthodes basées sur les approches heuristiques, jusqu'aux méthodes de modélisation mathématiques. Ces méthodes ont été étudiées en utilisant différentes techniques telles que la programmation linéaire, la programmation dynamique, la programmation non linéaire, la méthode de décomposition hiérarchique, la méthode de combinaison heuristique avec le calcul algorithmique (**Pulido-calvo & col, 2011**).

Parmi les travaux qui ont été effectués dans ce domaine, ceux qu'a présenté **Guhl** en 1999 pour but de compléter les modèles d'optimisation élaborés depuis une quinzaine d'années (1984) pour construire des modèles demandant des temps de calcul courts afin de pouvoir les utiliser dans une gestion en temps réel. C'est pour cette raison qu'il a privilégié les modèles à base de graphes et de programmation linéaire (**Bouach, 2019**).

Trois ans plus tard, en 2002, **Faye** a étudié la logique floue appliquée à la gestion à long terme des

ressources en eau où il a résolu son problème par une approche heuristique améliorée utilisant la programmation linéaire et la programmation dynamique pour réduire les effets de la discrétisation spatiale. L'approche de gestion qu'il a proposé permet de mettre en évidence sa relative simplicité de mise en œuvre (*Faye & Col, 2002*).

Pendant cette même année (2002), **Oulhaj** et **Aboussaleh** ont fait une étude sur la minimisation de coût de l'énergie de pompage où leur travail visait l'élaboration d'un programme à même de constituer un outil pratique pour optimiser la gestion d'une station de pompage qui alimente un canal principal doté d'une certaine capacité de stockage en ligne. Le programme d'ordinateur développé détermine le fonctionnement optimal de la station de pompage en fonction du mode tarifaire souscrit tout en s'assurant que la qualité du service de l'eau reste très bonne. Leur travail est une tentative de recherche d'une méthodologie rationnelle pour déterminer le planning optimal de fonctionnement d'une station de pompage (*Oulhaj & Aboussaleh, 2002*). En 2005, **Nouiri** et **al** ont développé un Algorithme Evolutionnaire (AE) pour l'optimisation des débits sur les systèmes maillés d'alimentation en eau. L'objectif est de réduire et de stabiliser le débit maximal produit. Le modèle a été utilisé pour calculer les arrivées optimales des réservoirs d'un système hydraulique (*Nouiri & al, 2005*).

Un an après en 2006, **Couillaud** a fait une étude sur l'amélioration de l'efficacité énergétique des réseaux hydrauliques : optimisation de la conception où les principaux objectifs de son travail consistaient à évaluer l'équilibrage hydraulique et les algorithmes de régulation de la pompe à l'aide de critères d'évaluation que sont le confort thermique, les consommations énergétiques, le coût global et la qualité de la régulation (*Couillaud, 2006*).

En 2014, **Marié et al** ont fait une étude dont l'objectif est de minimiser le coût du plan de pompage d'un réseau de distribution d'eau sur 24 heures, en fonction d'un variable prix d'électricité, en respectant les contraintes physiques de fonctionnement et en préservant la qualité de service (débit et pression minimum en chaque nœud) (*Marié & al., 2014*).

Parmi les études les plus récentes en 2017, celle de **Meunier** qui a fait des recherches et études sur un nouveau type de moteur en cours de développement et qui pourrait être particulièrement adapté au pompage photovoltaïque. Il était le premier à considérer le couplage entre ce moteur et une pompe à piston. Cet ensemble moteur-pompe à piston permet de faire passer l'eau d'une source à un réservoir. Le système constitué par la source, le réservoir et l'association moteur-pompe a tout d'abord été modélisé. Une première optimisation visant à déterminer les valeurs des paramètres de l'ensemble moteur-pompe pour lesquelles le débit entrant dans le réservoir est maximum a ensuite été réalisée. Ce travail préliminaire était par la suite complété par une

modélisation détaillée des différents éléments, ainsi que par la prise en compte des aspects socio-économiques et environnementaux liés à la mise en place des systèmes de pompage motorisés dans les communautés rurales (*Meunier, 2017*).

2.3 Description du problème d'optimisation

L'optimisation est une branche des mathématiques. Dans la pratique, on part d'un problème concret, on le modélise et on le résout mathématiquement (analytiquement : problème d'optimisation, numériquement : programme mathématique).

Un problème d'optimisation noté $P_s(Y, f)$ est caractérisé par un ensemble réalisable ou admissible Y non-vide et une fonction objectif f qui associe un scalaire dans \mathbb{R} à chaque élément y de l'ensemble Y . Les éléments de Y sont dits solutions réalisables.

Résoudre le problème revient à trouver parmi les solutions réalisables, une qui minimise ou maximise f , c'est-à-dire dans le cas d'un problème de minimisation, trouver une solution $y^* \in Y$ telle que $f(y) \geq f(y^*)$ pour tout élément y dans Y . Une telle solution est dite optimale et sera notée $y(Y, f)$ (*Belhouli, 2014*).

Nous présenterons dans notre cas les problèmes de minimisation et les problèmes de maximisation obéissent aux mêmes règles, à quelques changements près. Un problème d'optimisation peut être mono-objectif comme il peut avoir plusieurs fonctions objectif, il s'agit alors d'un problème d'optimisation multicritère ou multi-objectif et il existe deux solutions pour traiter ces cas :

- Assembler les fonctions en une seule : $f'(x) = \sum a_i f_i(x)$. Cette solution présente l'inconvénient de trouver des valeurs cohérentes aux poids de a_i .
- Travailler sur une fonction objectif à la fois (**figure 2.1**) :

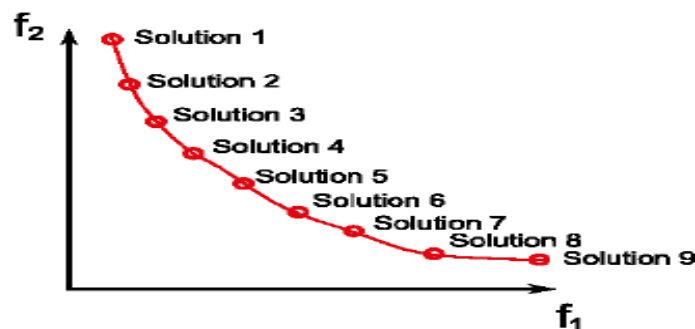


Figure 2.1 : Problème d'optimisation multi-objectif résolu avec une fonction objectif (*Belhouli, 2014*)

L'ensemble réalisable Y est habituellement défini comme partie de \mathbb{R}^n où n est un entier positif désignant la taille du problème. Les solutions réalisables peuvent alors être représentées comme des vecteurs dont les n composantes sont les variables du problème. L'ensemble Y est délimité couramment par un système d'inégalités appelées contraintes du problème. Les contraintes sont construites à l'aide de combinaisons des variables, et permettent de caractériser les propriétés communes aux solutions de Y afin de les distinguer parmi toutes les solutions de \mathbb{R}^n . La description de l'ensemble Y est donc implicite. Les programmes linéaires sont sans doute les problèmes d'optimisation les plus connus. La fonction objectif et les contraintes de ces problèmes sont linéaires. (*Belhouli, 2014*)

Dans notre projet, nous allons nous intéresser à la minimisation de la consommation énergétique du système de pompage de Sidi Moussa et pour cela nous allons d'abord analyser (**figure 2.2**) (compréhension du système, définition des objectifs, obtention des données) et modéliser (traduction du problème: paramètres, domaines, contraintes et incertitude) notre problème, lui appliquer une des méthodes d'optimisation choisies (choix d'un langage, de la méthode) pour trouver des résultats et ensuite les interpréter.

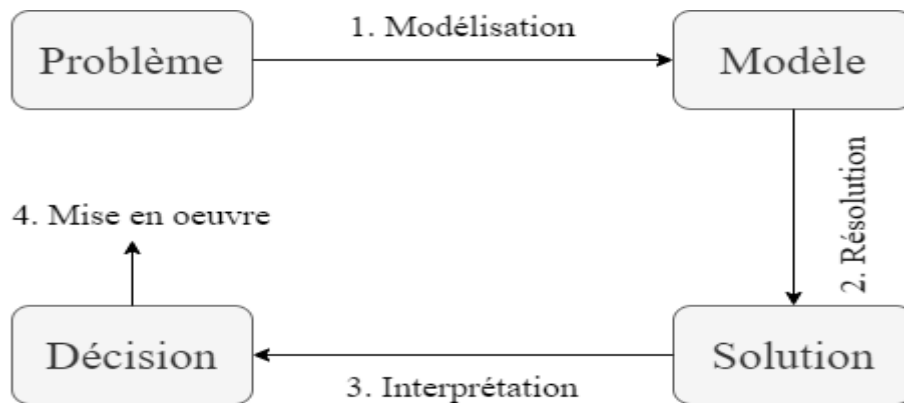


Figure 2.2 : Etapes de résolution d'un problème d'optimisation

Finalement, afin de résoudre notre problème, nous devons donc avant tout être capables de répondre aux questions suivantes : Est-ce que la fonction objectif est continue, linéaire et quelles sont ses bornes ? Les variables sont-elles discrètes et quel est leur domaine ? Est-ce que l'optimisation est mono-objectif ou multi-objectifs ? Est-ce que les contraintes sont linéaires ou quadratiques ? Avons-nous suffisamment de connaissances stochastiques (pseudo-aléatoires) ou incertaines.

Il faut aussi prendre en compte que les caractéristiques d'un problème influent sur :

- La modélisation (puissance expressive nécessaire : idées qui peuvent être représentés et

communiquées dans le modèle),

- Les techniques de résolution, tel que les différents algorithmes génétiques.
- La difficulté (efficacité des méthodes et des algorithmes existant).

Dans la présente étude, nous considérons que la station de pompage de Sidi Moussa comporte un système de pompage composée de n_p pompes centrifuges identiques installées en parallèle. Les pompes refoulent l'eau vers un réservoir surélevé. L'opération de pompage est gérée par un planning N qui consiste à définir à chaque pas de temps (Δt) le nombre de pompes en marche $n(t)$ avec $n(t) \in \mathbb{N} \mid n(t) \in [0, n_p]$. A partir du planning N , on peut déterminer l'énergie consommée et l'évolution de la réserve d'eau.

L'objectif de notre projet est d'établir un planning de pompage N_{opt} qui doit respecter les deux critères suivants (*Guhl, 1999*) :

- Consommation énergétique minimale,
- Respect des conditions du fonctionnement hydraulique.

2.4 Caractéristiques du modèle d'optimisation élaboré

Un modèle d'optimisation nécessite des outils avancés pour la modélisation et la résolution :

- Les variables d'optimisation (paramètres) qui sont les variables de décision, de pompage et de la demande en eau,
- La fonction objectif,
- Les contraintes.

2.4.1 Horizon et pas de temps d'optimisation

Le modèle d'optimisation est basé sur un horizon de 24 heures qui est souvent l'horizon le plus utilisé pour la gestion d'exploitation des systèmes de pompage, avec un pas de temps d'une heure ($\Delta t = 1$ heure) pour la discrétisation temporelle des différentes équations régissant le système de pompage, ce qui correspond au pas de temps des données disponibles chez les gestionnaires des services d'eau potable.

2.4.2 Variables d'optimisation

Afin de modéliser les différents problèmes d'optimisation, la détermination des variables d'optimisation est nécessaire, les variables sont : variables de décision, variables de pompage et les variables de la demande en eau.

2.3.2.1 Variables de décision

La variable de décision de l'approche d'optimisation se définit par le nombre de pompes $n(t)$ (**figure 2.3**) en marche à chaque pas de temps (t), cette variable de décision est un nombre entier compris entre 0 et n_p . En fonction du nombre de pompes en marche, on détermine le débit de pompage Q_p , la pression de pompage H et le rendement de chaque pompe η . L'ensemble des variables de décision sur l'horizon d'optimisation peut être représenté par vecteur entier. Le vecteur de décision représente le planning du pompage (*Bouach, 2019*).

$$N = \{n(1), n(2), \dots, n(24)\}; \text{ avec } n(t) \in \mathbb{N}; n = [0, n_p] \quad (2.1)$$

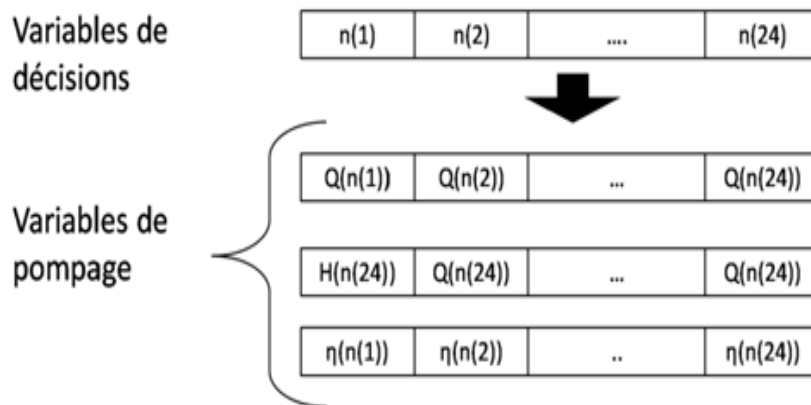


Figure 2.3 : Variables d'optimisations du modèle (*Bouach, 2019*)

2.3.2.2 Les variables de pompage

Les variables de pompage sont fonction des variables de décision à chaque pas de temps. Ces variables sont : le débit, la pression et le rendement de pompage.

2.3.2.3 Variable de la demande en eau

La variable de la demande en eau représente le flux sortant du réservoir de distribution, elle est nécessaire pour le calcul des contraintes d'optimisation.

2.3.3 Contraintes d'optimisation

Les contraintes d'optimisation représentent les conditions de fonctionnement hydraulique du système de pompage. Dans notre cas, nous devons toujours garantir un niveau d'eau dans le réservoir compris entre les deux valeurs limites : son volume maximum et son volume minimum.

$$V_{\min} < V(t) < V_{\max} \quad (2.2)$$

$V(t)$: réserve d'eau à l'instant (t) , son évolution est calculée à l'aide de l'équation de continuité de la masse d'eau dans le réservoir :

$$V(t) = V(t-1) + \Delta t(Q_p(t) - Q_c(t)) \quad (2.3)$$

Les contraintes limitent l'intervalle des variables d'optimisation (**figure 2.4**), et donc un planning optimal sous contrainte va être différent d'un planning calculé sans contraintes, et la valeur de la fonction objectif dans le cas d'un problème de minimisation par exemple sera supérieure au calcul fait sans contraintes (*Bouach, 2019*).

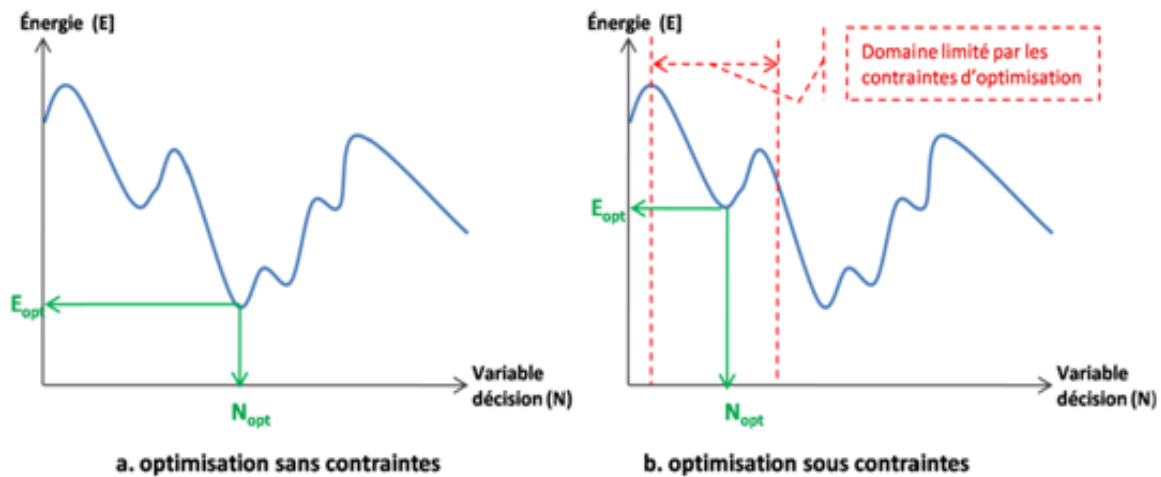


Figure 2.4 : Exemple sur l'influence des contraintes d'optimisation sur la fonction objectif

2.3.4 Fonction objectif

L'objectif d'optimisation est de déterminer les composantes du vecteur de décision qui maximise ou minimise la fonction objectif sous contrainte.

Dans notre cas, l'objectif de l'optimisation est de minimiser l'énergie consommée par les pompes sur l'horizon de pompage de 24 heures. Donc la fonction objectif du système s'écrit comme suit :

$$\text{Min} \left\{ \sum_{t=1}^{t_f=24} E(t) \right\} \quad (2.4)$$

Où, $E(t)$: énergie consommée par les pompes à chaque pas de temps t .

En remplaçant l'énergie consommée par son expression, l'équation devient :

$$\text{Min} \left\{ \sum_1^{24} \frac{\rho g H(n(t)) Q_p(n(t))}{36000 \eta(n(t))} \right\} \quad (2.5)$$

Finalement, les équations constituant le modèle d'optimisation sont :

$$\begin{cases} \text{Min} \sum_1^{24} \frac{\rho g H(n(t)) Q_p(n(t))}{36000 \eta(n(t))} \\ V(t) = V(t-1) + \Delta t \cdot (Q_p(t) - Q_c(t)) \end{cases} \quad (2.6)$$

2.5 Types de problèmes d'optimisation

2.5.1 Types de problèmes selon les contraintes et l'objectif

Il est important de déterminer à quelle catégorie un problème appartient. En effet, les algorithmes développés sont conçus pour la résolution d'un type de problème donné et ne sont pas très efficaces pour un type différent. La classification des problèmes d'optimisation change d'un auteur à l'autre, nous distinguons :

2.5.1.1 Les problèmes d'optimisations continues et les problèmes d'optimisation discrets

Les variables de décision discrètes apparaissent généralement sous forme entière ou binaire pour former des problèmes d'optimisation discrets. Les problèmes d'optimisation continue sont généralement plus faciles à résoudre et leurs variables peuvent avoir n'importe quelle valeur réelle. Un problème d'optimisation mêlant variable continue et variable discrètes est dit mixte (*Dirion, 2015*).

2.5.1.2 Les problèmes d'optimisation avec et sans contrainte

Lorsque des contraintes existent sur les variables de décision, elles peuvent simplement devenir des bornes et aboutir à un ensemble d'équations de type égalité et de type inégalité. La résolution des problèmes avec contraintes est plus compliquée et utilisent des algorithmes dédiés (*Dirion, 2015*).

2.5.1.3 Les problèmes d'optimisation mono-objectif ou multi-objectif

Les problèmes mono-objectif sont définis par une unique fonction objectif et lorsqu'il doit y'avoir un compromis entre plusieurs objectifs contradictoires, le problème est multi-objectifs (*Dirion, 2015*).

2.5.1.4 Les problèmes d'optimisation déterministe ou stochastique

Dans des problèmes d'optimisation déterministe, les données sont considérées connues, contrairement aux problèmes d'optimisation stochastique où nous introduisons une incertitude dans le modèle (*Dirion, 2015*).

On peut aussi classer les problèmes d'optimisation en problèmes linéaires et non linéaires :

A-Problèmes linéaires : On parle de problèmes linéaires lorsque l'on veut optimiser une fonction linéaire sous des contraintes purement linéaires.

A.1 Programmation en nombres entiers : On appelle un programme en nombres entiers un modèle comportant une fonction objectif et des contraintes linéaires et des variables astreintes à ne prendre que des valeurs entières.

A.2 Programmation entière mixte : Si certaines variables du modèle sont continues et d'autres en nombres entiers, on parle de programmation entière mixte.

A.3 Programmation en $\{0, 1\}$: Un cas particulier très fréquent de programmation en nombres entiers est celui où les variables ne peuvent prendre que les valeurs 0 ou 1 : on parle alors de programmation en $\{0, 1\}$.

B. Problèmes non-linéaires : C'est le cas général dans lequel la fonction objectif ou les contraintes (ou les deux) contiennent des parties non-linéaires (*Maamri & Saghi, 2014*).

Dans notre cas d'étude, on se limitera au problème d'optimisation mono-objectif à variables discrète avec contrainte.

2.5.2 Type de problème selon la complexité

La complexité d'un problème d'optimisation se définit par la difficulté de résolution de ce problème par un algorithme ou une méthode, et dépend de la quantité d'opérations et les étapes à effectuer : il s'agit dans ce cas de la complexité en temps et la quantité d'informations à stocker qui est la complexité en espace.

Les travaux d'Edmonds, (1962) et de Cook, (1971) ont permis d'établir la théorie de la complexité qui s'intéresse à l'étude formelle de la difficulté des problèmes. En effet, pour chaque problème posé, il est toujours possible de trouver plusieurs d'algorithmes permettant de le résoudre. Une question fondamentale se pose alors : savoir quel algorithme est le plus efficace. Pour les comparer, Nous pouvons calculer le temps nécessaire à l'algorithme pour

s'exécuter. L'approche de Donald Knuth consiste à calculer une mesure de la complexité d'un algorithme afin d'obtenir un ordre de grandeur du nombre d'opérations élémentaires requis par l'algorithme pour fournir à l'utilisateur une solution au problème.

En théorie, la résolution de tout problème d'optimisation est possible par une énumération complète de toutes les solutions de l'espace de recherche. Ces méthodes de résolution sont appelées méthodes énumératives. Cependant, une énumération exhaustive sur certains problèmes amène à des algorithmes de complexité exponentielle (c'est-à-dire en $G(e^n)$), inutile en pratique.

Même si, dans certains cas, des algorithmes efficaces à complexité polynomiale (c'est-à-dire en $G(n^p)$) sont connus, ce n'est pas généralisable à l'ensemble des problèmes (*Edmonds, 1962*).

Nous pouvons donc spéculer que certains problèmes sont intrinsèquement plus compliqués que d'autres, et par conséquent, leur résolution nécessite des algorithmes de complexité plus élevée. Il est alors intéressant de définir une classification permettant de regrouper les problèmes ayant un même niveau de difficulté (*Cook, 1971*).

Il existe plusieurs types de problèmes dans la littérature, nous ne mentionnerons ici que les plus représentatives :

- La classe P : si un problème peut être résolu de manière exacte par un algorithme de complexité polynomiale, il est de classe P.
- La classe NP : La classe NP (no deterministic polynomial time), quant à elle, regroupe les problèmes difficiles dont n'importe quelle proposition est vérifiée de bien être une solution du problème en un temps polynomial. On peut donc facilement en déduire que $P \subset NP$. La question qui se pose toujours aujourd'hui est de savoir si $NP \subset P$. mais $P \neq NP$ ce qui signifie qu'il n'existe pas d'algorithmes polynomiaux pour résoudre les problèmes NP, leur résolution requiert des algorithmes à complexité exponentielle.
- La classe NP-complets : Ce sont les problèmes NP les plus difficiles, leur particularité est que tout problème NP peut être transformé en un problème NP-complet en un temps polynomial. Par conséquent, ces problèmes constituent le "noyau dur" des problèmes NP, si un algorithme polynomial permet de résoudre un seul problème NP-complet nous pouvons déduire un autre pour tout problème NP (*Cook, 1971*).

Le tableau suivant (**tableau 2.1**) donne une équivalence en temps approximative car cela dépend évidemment de la machine.

Tableau 2.1 : Le temps de calcul mis pour n opérations à différentes échelles de complexité

Complexité	N	T(no=20)	T(no)=50	T(no)=1000	T(no)=10 ⁶
Linéaire	G(no)	200ns	500ns	10μs	10ms
Quadratique(P)	G(no ²)	4μs	25μs	10ms	2.8h
Cubique (P)	G(no ³)	80ms	125ms	10s	316ans
Exponentielle	G(e ^{no})	10ms	130jours	-	-
Factorielle	G(no!)	770ans	10 ⁴⁸ ans	-	-

Où, no : nombre d'opération et T : temps d'exécution

Dans le cas des problèmes combinatoires tel que notre cas d'étude, la station de pompage comporte n pompes ($n_p = 2$), et l'horizon de pompage est de 24 heures ($t_f = 24$). Le nombre de solutions possibles est égal à $(n_p+1)^{t_f}$, ce qui nous donne environ $2.82 \cdot 10^{11}$ solutions possibles. Dans le cas d'une méthode exacte, l'algorithme prend en considération toutes les solutions possibles engendrant ainsi un temps de calcul énorme. Pour cette raison, il est recommandé de faire appel à des méthodes approchées pour résoudre ce type de problèmes.

2.6 Méthodes de résolution des problèmes d'optimisation

Nous allons présenter dans les paragraphes qui suivent les différentes méthodes utilisées pour résoudre les problèmes d'optimisation.

Le schéma ci-dessous (**figure 2.5**) résume les différentes méthodes que nous allons présenter dans la suite de ce chapitre.

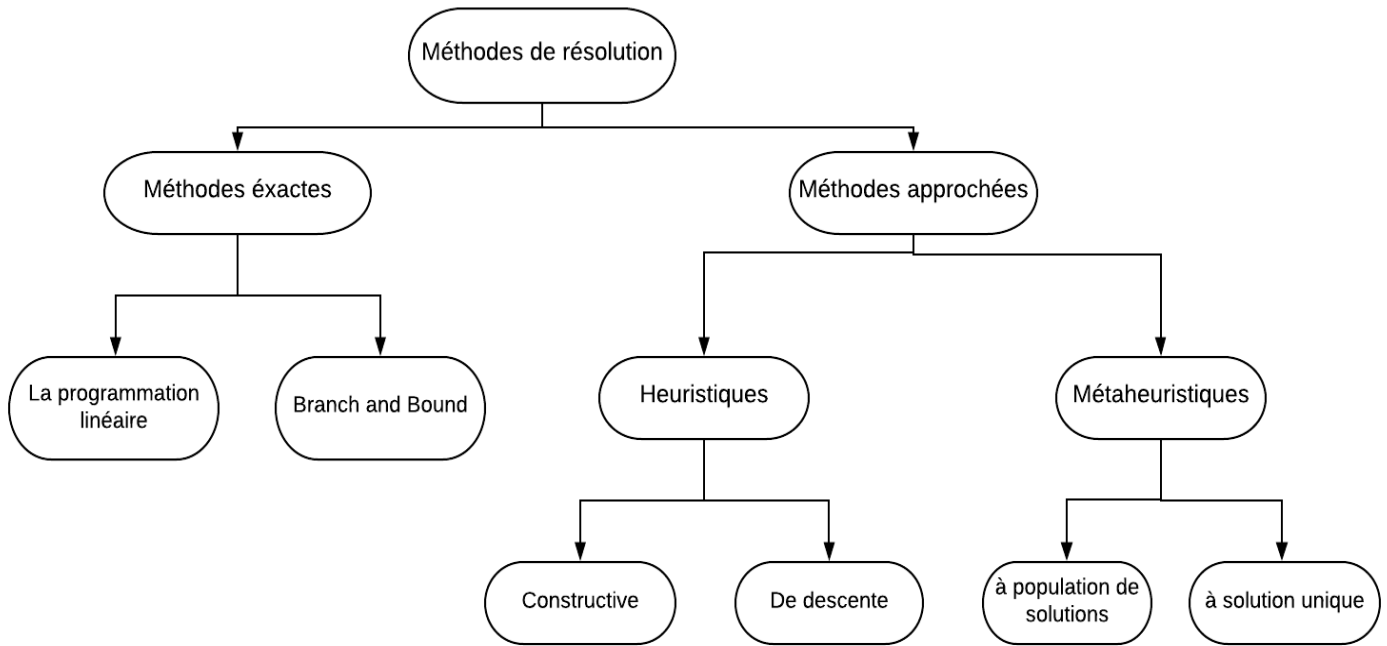


Figure 2.5 : Méthodes de résolution des problèmes d'optimisation

2.6.1 Méthodes exactes

2.6.1.1 La programmation linéaire

Un programme linéaire sert à minimiser (ou maximiser) une application linéaire, appelée fonction objectif (cx), sur un ensemble d'équations linéaires, dites contraintes. Autrement dit, la programmation linéaire est une branche des mathématiques qui a pour but la résolution des problèmes d'optimisation linéaire de type :

$$\begin{cases} \text{Min}(cx) \\ Ax \geq b \\ x \in R, \quad c \in R^m, bc \in R^m, A \in R^{mn} \end{cases} \quad (2.7)$$

Notre cas d'étude s'agit d'une minimisation, où x : est un vecteur n dimensionnel représentant la solution qui doit minimiser la fonction objectif (cx). Les éléments de l'ensemble $X = \{x \in R^n \mid Ax \geq b\}$ sont les variables réalisables du problème, et parmi ces variables, les variables x^* qui minimisent le critère (cx). Ces variables x^* représentent les solutions optimales du problème (*Demasse, 2003*).

2.6.1.2 La procédure de séparation et d'évaluation (Branch and Bound)

La procédure de séparation et d'évaluation progressive, en anglais Branch and Bound est une mise en application du principe latin *Divide ut Regnes* qui conseille de diviser ses ennemis pour régner plus aisément.

Cette méthode a été proposée par *Little et al* en (1963) pour résoudre le problème du voyageur de commerce puis, repris par d'autres sous différentes variantes. L'algorithme du Branch-and-Bound permet de séparer, de façon récursive, le problème initial en sous problèmes de cardinalité moindre, pour en faciliter sa résolution. Le cardinal des sous problèmes étant réduit en imposant des contraintes supplémentaires à l'ensemble à explorer. Une série de tests est ensuite appliquée à tous les sous problèmes générés, afin de supprimer de l'espace de recherche les sous problèmes qui ne peuvent pas mener à la solution optimale.

Un arbre est souvent utilisé pour représenter graphiquement la recherche par décomposition de l'ensemble des solutions. (*Sakarovitch, 1984*).

2.6.2 Méthodes approchées

2.6.2.1 Méthodes Heuristique

L'utilisation d'une méthode exacte n'est pas toujours possible pour les problèmes à temps de calcul important. On utilise dans ce cas des méthodes approchées appelées heuristiques. Le mot heuristique vient du grec "Heuriskein" signifie, trouver ou découvrir (Heureka) ; une heuristique est une procédure qui exploite au mieux la structure du problème considéré, dans le but de trouver une solution de qualité raisonnable (pas forcément optimale) en un temps de calcul aussi petit que possible (polynomial). Deux types d'heuristiques sont principalement utilisés : les heuristiques de construction et les heuristiques de descente.

La différence entre les méthodes exactes et heuristique se présente par le fait que la méthode exacte garantit une solution optimale alors que l'heuristique ne garantit l'optimalité.

A. Heuristiques constructives

Ces méthodes dites heuristiques constructives, se construisent en démarrant d'une solution initiale x_0 vide, et qui à chaque étape k , en respectant les contraintes du problème, insèrent une composante (valeur) x_k dans la solution :

Etape 1 : $X_1 = (x_1)$,

Etape 2 : $X_2 = (x_1; x_2)$,

Étape (k-1) : $X_{(k-1)} = (x_0; \dots; x_{(k-1)})$,

A l'issue de cette résolution, on obtient une solution telle que : $X_n = (x_1; x_2; \dots; x_{(n-1)}; x_n)$.

Parmi ces méthodes nous citons les méthodes gloutonnes.

B. Heuristiques de descente

Le principe de méthodes dites heuristiques de descente est très simple, il consiste à définir un voisinage d'une solution réalisable x du problème d'optimisation considéré, puis à chercher s'il existe une solution $x' \in V(x)$ telle que :

$$f(x') \leq f(x) \quad (2.8)$$

Si tel est le cas on remplace x par x' et on recommence. Sinon un optimum local est trouvé et la recherche s'arrête.

2.6.2.2 Méthodes Méta-heuristiques

Le terme méta-heuristique a été inventé par Fred Glover lors de la conception de la recherche tabou. Ces méthodes sont nées après des mises au point poussées sur les heuristiques. Leur but, autant que pour les heuristiques, est de réussir à trouver un optimum global. Pour cela, l'idée est à la fois de parcourir l'espace de recherche et d'explorer les zones qui paraissent prometteuses mais sans être piégé par un optimum local. Leur fonctionnement, au contraire des heuristiques, est donc indépendant du problème traité (La méta-heuristique est une heuristique généraliste pouvant s'appliquer à plusieurs problèmes d'optimisations, contrairement à l'heuristique qui est spécifique à un seul problème et ne peut pas être généralisée). Théoriquement, l'utilisation des méta-heuristiques n'est pas vraiment justifiée et les résultats théoriques sont plutôt mauvais.

Un grand nombre de méta-heuristiques existe, celles à solution unique et celles à population de solutions en fonction du nombre de solutions qu'elles manipulent.

A. Méta-heuristiques à solution unique

Plusieurs algorithmes à solution unique existent, tel que la méthode tabou.

A.1 L'algorithme tabou

La recherche tabou a été initiée au début des années 1980. Elle a été introduite par **Glover** en (1986). Cette méthode est utilisée pour résoudre des problèmes complexes et/ou de très

grande taille (souvent NP-difficiles). Celle-ci a plusieurs applications en programmation non linéaire.

L'idée de la recherche tabou consiste, à explorer le voisinage d'une solution initiale donnée, et à choisir dans ce dernier une autre solution qui minimise la fonction objectif. Il est essentiel de noter que cette opération peut ne pas améliorer la valeur de la fonction objectif.

C'est à partir de ce mécanisme que l'on échappe aux minima locaux. Le risque cependant est qu'à l'étape suivante, on retombe dans le minimum local auquel on vient d'échapper. C'est pourquoi il faut que l'heuristique ait de la mémoire, le mécanisme consiste à interdire (d'où le nom de tabou) certains mouvements ou certaines composantes de ce mouvement (l'exemple le plus simple est d'interdire les derniers mouvements). Les positions déjà explorées sont conservées dans ce qu'on appelle la Liste Tabou d'une taille donnée, qui est un paramètre ajustable de l'heuristique (*Glover, 1986*).

B. Méta-heuristiques à population de solutions

Parmi les méta-heuristiques, nous allons présenter les algorithmes évolutionnaires et les algorithmes génétiques.

B.1 Les algorithmes évolutionnaires

Les algorithmes évolutionnaires sont des algorithmes d'optimisation qui s'appuient sur des techniques inspirées de la génétique et de l'évolution naturelle, *Charles Darwin* en 1859 propose ce mécanisme que l'on désigne sous le terme de darwinisme ou sélection darwinienne : sélection, croisement, mutation. C'est au début des années 60 que *John Holland*, (1975) a commencé à s'intéresser à ce qui allait devenir les algorithmes évolutionnaires. Ses travaux trouvent un premier aboutissement en 1975. L'ouvrage de *Goldberg* (1989) a également largement contribué à les vulgariser. Les quatre éléments fondamentaux des algorithmes évolutionnaires sont :

- L'évaluation du niveau d'adaptation d'un individu (évaluation de la fonction objectif à optimiser),
- La sélection : représentant le choix des individus en fonction de leur niveau d'adaptation,
- Le croisement : correspond au mélange entre individus,
- La mutation : traduisant une modification d'un individu.

Les algorithmes évolutionnaires servent à simuler le processus d'évolution d'une population.

A partir, d'une population de n individus (n solutions d'un problème donné), des opérateurs de sélection, croisement et mutation sont appliqués à l'ensemble de ces individus pour en définir des nouveaux. La sélection a pour but de favoriser les meilleurs éléments de la population, le croisement et la mutation assurent une large exploration de l'espace de recherche de part en diversifiant la population d'individus. De nouveaux individus vont être évalués et vont venir remplacer certains plus anciens ou moins bons, Ainsi la population des n individus évolue au cours du temps et contient des individus de mieux en mieux adaptés au problème. Elle se dirige donc vers l'optimum. Les critères d'arrêt de la méthode sont un nombre fixé de générations, une limite de convergence de la population, ou une population qui n'évolue plus suffisamment. Les algorithmes évolutionnaires sont différents des algorithmes classiques d'optimisation et de recherche essentiellement en quatre points fondamentaux :

- Ils utilisent un codage des éléments de l'espace de recherche,
- Ils n'imposent aucune régularité sur la fonction étudiée (continuité, dérivabilité,...),
- Ils ne sont pas déterministes, et utilisent des règles de transition probabilistes (*Baniel, 2009*).

B.2 Algorithme génétique

L'algorithme génétique appartient aux algorithmes évolutionnaires dont la méthode de recherche travaille sur une population de solutions plutôt qu'une solution unique. Cette technique (principe des algorithmes évolutionnaires) a montré une performance unique en termes de qualité de solution et de temps de calcul à travers plusieurs études. L'approche a été choisie pour résoudre notre problème d'optimisation vu ses nombreux avantages et sera présentée en détails dans le prochain chapitre.

2.7 Conclusion

Les problèmes d'optimisation combinatoire sont habituellement définis comme une problématique de choix d'une meilleure alternative dans un ensemble très grand mais fini d'alternatives. En raison du très grand nombre de solutions réalisables pour ces problèmes, l'ensemble des alternatives (solutions réalisables) se distingue par un ensemble de propriétés ou de conditions, dites contraintes, qu'elles doivent toutes remplir. Toute solution réalisable est évaluée à l'aide d'une fonction dite fonction objectif. La résolution d'un tel problème consiste

donc à trouver une solution optimale, c'est-à-dire trouver une solution réalisable qui minimise ou maximise, selon le contexte, la fonction objectif.

Dans le chapitre suivant, nous proposons d'étudier la méthode de l'algorithme génétique et ses principes de base, pour modéliser notre problème d'optimisation combinatoire.

Chapitre 3

3 Les algorithmes génétiques

3.1 Introduction

L'optimisation consiste à rechercher la meilleure solution d'un problème au sens d'un ou de plusieurs critères choisis en respectant les caractéristiques du système et les contraintes qui lui sont imposées.

L'application des méthodes exactes devient rapidement inenvisageable vu le temps d'exécution qui croît exponentiellement avec l'augmentation de la taille du problème. Il est souvent indispensable de trouver des solutions, même approchées, en un temps raisonnable.

Les méthodes approchées, répondent à ce besoin en permettant de trouver des solutions acceptables, parfois même optimales, en des temps relativement courts. Ces méthodes sont fondées principalement sur diverses heuristiques, souvent spécifiques à un type de problème. Elles sont donc souvent dédiées au problème traité. Elles ne peuvent pas être généralisées car chacune se base sur des caractéristiques spécifiques au problème considéré. Les chercheurs se sont donc intéressés à des méthodes qui se basent sur des concepts plus généraux, ne prenant pas forcément en considération la nature du problème. Cela a donné naissance à ce qu'on appelle aujourd'hui les *Méta-heuristiques*. Les méta-heuristiques ont pour but la résolution des problèmes d'optimisation difficile dans les domaines de la recherche opérationnelle ou de l'intelligence artificielle et pour lesquels la méthode exacte efficace est inconnue. Grâce à ces méthodes, on peut proposer aujourd'hui des solutions approchées pour des problèmes d'optimisation classiques de plus grande taille et pour de très nombreuses applications qui étaient impossible d'être traitées auparavant. Les méta-heuristiques ne sont donc que des méthodes approchées plus générales. On s'intéressera dans ce qui suit à une seule méta-heuristique : Les algorithmes génétiques.

Les algorithmes génétiques constituent une approche originale : il ne s'agit pas de trouver une solution analytique exacte qui nécessite un temps de calcul très long, ce qui réduit la performance de l'outil d'optimisation, et le rend pratiquement inutile pour une gestion performante des systèmes de pompage, ou une bonne approximation numérique, mais de trouver des solutions satisfaisantes au mieux différents critères, souvent contradictoires

(réduction de l'énergie de fonctionnement, et respect des conditions du bon fonctionnement hydraulique du système), ce qui convient le mieux à notre cas d'étude d'optimisation du planning de pompage. Dans le cas où ils ne nous garantissent pas la solution optimale, ils nous permettent quand même d'avoir des solutions meilleures que celles obtenues par des méthodes classiques (*Souquet, 2004*).

Cette méthode d'approximation nous permet donc d'obtenir des solutions optimales rapidement et de réduire l'espace de recherche des solutions, en limitant l'espace d'exploration de la solution optimale en utilisant une population initiale dont la taille est plus petite par rapport à la taille de l'espace des solutions faisables employé par les méthodes exactes.

3.2 Etat d'art

3.2.1 De la biologie à l'optimisation mathématique

Les algorithmes génétiques (notés AG dans la suite) peuvent être classés dans la grande famille d'algorithmes d'optimisation que sont les méta-heuristiques. Mais voyons tout de suite l'histoire de ces méthodes.

Dans les années 1960, les avancées dans le domaine de la génétique permettaient de donner naissance au néodarwinisme ou Théorie synthétique de l'évolution. La structure de l'ADN avait été publiée en 1953 par *Watson & Crick* (1953) et avait permis de donner un cadre rigoureux à la théorie de Darwin (*Darwin, 1859*). La communauté scientifique a mis un certain temps à accepter toutes les implications de telles découvertes. En effet, le néodarwinisme a permis de montrer que l'évolution des espèces au cours de l'histoire de la terre résulte principalement de la combinaison d'une génération totalement aléatoire de diversité et d'une sélection. Cette diversité provient des mutations de l'ADN et des mécanismes de la reproduction sexuée. Le contraste entre la relative simplicité des mécanismes de base et la complexité des êtres vivants actuels ont démontré l'incroyable efficacité de l'évolution. Cette efficacité n'a évidemment pas échappé aux scientifiques d'autres domaines (*Reynès, 2007*).

En Allemagne, *Rechenberg* (1973) et *Schwefel* (1977) développèrent le concept d'evolution strategy tandis qu'aux Etats-Unis, *Lawrence Fogel* et quelques autres introduisaient le genetic programming (*Fogel, 1963 ; Fogel et al, 1966*). Toutes ces contributions avaient en commun l'utilisation conjointe des concepts de mutation et de sélection. Ces deux concepts étaient considérés par Darwin comme prépondérants dans l'évolution naturelle.

Cependant, dès 1962, **Bremermann** et **Fraser** avaient inclus le concept de croisement dont les scientifiques contemporains avaient mesuré l'importance (bien que Darwin l'ait plutôt négligé). Une bonne partie de ce travail préliminaire a été rassemblé par le fils d'un de ces précurseurs dans **Fogel** (1998). Mais, c'est finalement **Holland** (1975) qui, le premier, a introduit le terme d'Algorithme génétique (AG). Dans son travail, la notion de croisement était primordiale. Cependant, il est assez étonnant d'observer que son ouvrage n'était absolument pas centré sur les problèmes d'optimisation. C'est son étudiant qui, dans sa thèse (**De Jong**, 1975), a focalisé son travail sur l'utilisation des AG dans la résolution des problèmes d'optimisation (**Reynès**, 2007).

Depuis, les AG ont beaucoup évolué et l'immense majorité des applications concernent des problèmes d'optimisation, en effet, les AG se révèlent être des outils d'optimisation très puissants, même pour des problèmes complexes. Ce développement est essentiellement lié à l'augmentation rapide des capacités de calcul des ordinateurs (**Reynès**, 2007).

3.2.2 Optimisation par les AG dans le domaine de l'eau potable

Afin d'optimiser différents systèmes de pompages, les chercheurs ont réussi à présenter des outils d'optimisation basé sur les algorithmes génétiques, une méthode qui a été largement utilisée dans le domaine d'optimisation vue les nombreux avantages qu'elle offre.

Dans ce qui suit, nous présentons quelques travaux qui ont été réalisés ces dernières années.

En 2005, **Nouiri** et ses collaborateurs ont développé un Algorithme Evolutionnaire (AE) pour l'optimisation des débits sur les systèmes maillés d'alimentation en eau. Leur objectif a été de réduire et de stabiliser le débit maximal produit. Le modèle a été utilisé pour calculer les arrivées optimales des réservoirs d'un système hydraulique (**Nouiri**, 2005).

Neuf ans plus tard, **Batchabani** (2014) a élaboré un modèle d'optimisation multi-objectif pour évaluer la nécessité d'introduire ou non un ou plusieurs réservoirs dans le réseau tout en améliorant la qualité de l'eau. L'approche des algorithmes génétiques est utilisée dans le modèle d'optimisation en se basant sur plusieurs paramètres de référence de dimensionnement. Une version du modèle a été développée en environnement stochastique et l'autre en déterministe. A travers cette étude, l'auteur est arrivé à montrer l'importance de prendre en considération le réservoir dans le processus d'optimisation des réseaux d'alimentation en eau potable (**Bouach**, 2019).

En 2016, *Olszewski* a présenté un modèle numérique basé sur la technique des algorithmes génétiques, pour l'optimisation d'un système de pompage comportant plusieurs pompes centrifuges en parallèle et un système de contrôle avec mécanismes de régulation.

L'objectif du modèle est l'optimisation de l'énergie de fonctionnement tout en garantissant le débit de fonctionnement requis. Trois stratégies d'optimisation ont été étudiées : 1- Minimisation de la puissance consommée ; 2- équilibrage de débit ; 3- maximisation du rendement. Le modèle numérique a été validé par dispositif expérimental, et les résultats ont montré que les trois stratégies génèrent plusieurs solutions optimales. Tandis que l'analyse des résultats a montré que la stratégie de la minimisation de la puissance de consommation est la méthode la plus performante pour l'optimisation des systèmes de pompage (*Bouach, 2019*)

3.3 Terminologie

Parmi les méta-heuristiques qui utilisent le principe Darwiniste, les algorithmes génétiques dont le vocabulaire est défini ci-dessous (**tableau 3.1**).

Selon *Lerman* et *Ngouenet* (1995) un algorithme génétique est défini par :

Tableau 3.1 : Terminologie des algorithmes génétiques

Vocabulaire	Définition
La population :	est l'ensemble des solutions envisageables.
L'individu :	représente une solution (chaîne de caractère ou de codes).
Le Chromosome :	est une composante de la solution (chaîne de caractère ou de codes).
Le Gène :	est une caractéristique, une particularité (Codage associé à chaque variable de décision)
Génotype :	VARIABLES DE DÉCISION CODÉES
Phénotype :	VARIABLES DE DÉCISIONS NON CODÉES
Fonction d'adaptation (fitness) :	Evaluation de la solution dans l'espace génotypique
Fonction objectif :	Evaluation de la solution dans l'espace phénotypique
Environnement :	est l'espace de recherche

La fonction fitness : A chaque solution, on associe une fonction de performance (ou fitness function en terminologie anglo-saxonne) reliée à la valeur de la fonction objectif. Cette fonction performance décrit la performance de l'individu qui est représenté par un chromosome.

En effet, pour que les algorithmes génétiques se comportent bien, nous devons trouver une manière de formuler des fonctions performance ne comportant pas trop de maxima locaux. Par conséquent la construction de la fonction performance est très importante, pour un problème de maximisation, la fonction performance peut être égale à la fonction Objectif (*Vallée et Yildizoglu, 2001*).

$$\text{fitness}(x_i) = f(x_i) \quad (3.1)$$

Par contre, pour les problèmes de minimisation, la fonction performance choisie est l'inverse de la fonction objectif. Dans tous les cas, l'algorithme génétique cherche à maximiser la fonction performance qui, dans le cadre d'un problème de minimisation, prend la forme suivante :

$$\text{fitness}(x_i) = \frac{1}{f(x_i)} \quad (3.2)$$

La population initiale est définie comme un ensemble de N individus. Chaque individu est représenté par un ou plusieurs chromosomes. Chaque chromosome comprend un nombre de gènes égal aux variables à optimiser et chaque gène est représenté par une chaîne de bits dans le cas où le codage est binaire.

Nous retrouvons les notions de Population, d'Individu, de Chromosome et de Gène dans la figure (3.1) et le schéma de la figure (3.2), associé avec la terminologie de la génétique qui nous permet d'exploiter les algorithmes génétiques : (*Vallée et Yildizoglu, 2001*).

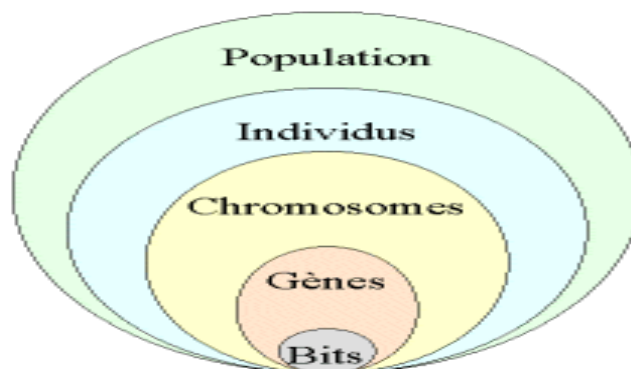


Figure 3.1 : Les différentes parties d'organisation d'un algorithme génétique (*Souquet, 2004*)

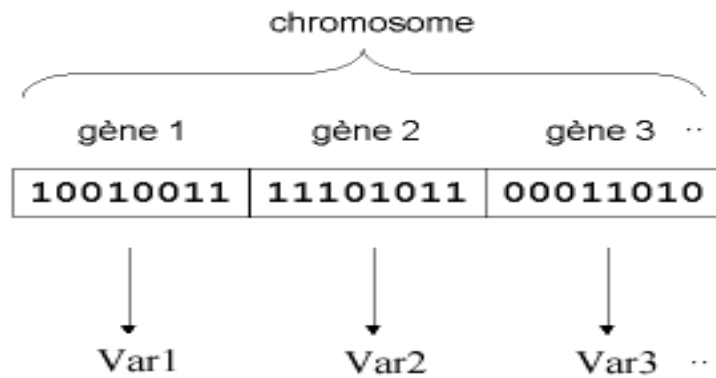


Figure 3.2 : Illustration schématique du codage des variables d'optimisation (*Souquet, 2004*)

3.4 Description d'un algorithme génétique

Les Algorithmes évolutionnaires (AE) sont inspirés du concept de sélection naturelle élaboré par Charles Darwin. Le vocabulaire employé est directement calqué sur celui de la théorie de l'évolution et de la génétique.

Elle repose sur trois principes (**tableau 3.2**) : le principe de variation, le principe d'adaptation et le principe d'hérédité.

Tableau 3.2 : Les trois principes de la théorie de Darwin (*Magnin, 2006*)

<p>Le principe de variation : Les individus d'une population sont uniques et leurs différences plus ou moins importantes sont décisives dans le processus de sélection.</p>	
<p>Le principe d'adaptation : Seuls les individus qui ont la capacité de s'adapter à leur environnement pourront atteindre plus facilement l'âge adulte et pourront ensuite se reproduire davantage.</p>	
<p>Le principe d'hérédité : Pour faire évoluer l'espèce et partager les caractéristiques avantageuses à sa survie. Les caractéristiques des individus doivent être héréditaires afin de pouvoir les transmettre à leur descendance.</p>	

Dans *The Origin of Species* (1859), Darwin montre que l'apparition d'espèces distinctes se fait par le biais de la sélection naturelle de variations individuelles.

Cette sélection naturelle est fondée sur la lutte pour la vie, due à une population tendant naturellement à s'étendre mais disposant d'un espace et de ressources finis. Il en résulte que les individus les plus adaptés (*the fittest* en anglais) tendent à survivre plus longtemps et à se reproduire plus aisément. Le terme « adapté » se réfère à l'environnement, que l'on peut définir comme étant l'ensemble des conditions externes à un individu, ce qui inclut les autres individus (*Magnin, 1998*).

3.5 Principes d'un algorithme génétique

Pour résoudre notre problème d'optimisation, nous utilisons des méta-heuristiques afin de trouver la solution optimale, ou à défaut, la moins mauvaise. Le but est de converger vers la meilleure solution et pour cela l'idée principale des heuristiques est d'explorer l'espace des solutions en évitant une convergence prématurée de l'algorithme vers un extremum, ou optimum, local qui est la meilleure solution dans une zone restreinte, en opposition à l'extremum global, qui est la meilleure solution dans l'ensemble.

Le grand avantage des algorithmes génétiques se trouve dans la possibilité de fournir des solutions (génotypes) aux problèmes n'ayant pas de solutions calculables en temps raisonnable de façon analytique ou algorithmique (*Souquet, 2004*).

Les AGs sont des algorithmes stochastiques basés sur les principes de Darwin de la sélection naturelle et de la génétique. Ils combinent une stratégie de "survie des plus forts" (c'est-à-dire les solutions au problème qui sont les plus optimales survivent davantage que celles qui le sont moins) avec un échange d'information aléatoire mais structuré (*Wright, 1991*).

Leur fonctionnement est extrêmement simple (**figure 3.3**) :

1. On part avec une population (ensemble d'individus) de solutions potentielles (chromosomes) initiales arbitrairement choisies.
2. On évalue leur performance (à l'aide d'une fonction fitness) relative. A la fin de cette étape on attribue à chaque individu une probabilité de sélection qui définit pour chaque individu sa chance de sélection. Dans cette étape d'évaluation, on favorise les meilleurs individus pour qu'ils soient sélectionnés à l'aide de la fonction Fitness, ce qui permet aux parents de donner naissance à une meilleure descendance.

3. Sur la base des performances évaluées on crée une nouvelle population de solutions potentielles en utilisant des opérateurs évolutionnaires simples : la sélection, le croisement et la mutation.
4. On recommence ce cycle jusqu'à ce que l'on trouve une solution satisfaisante.

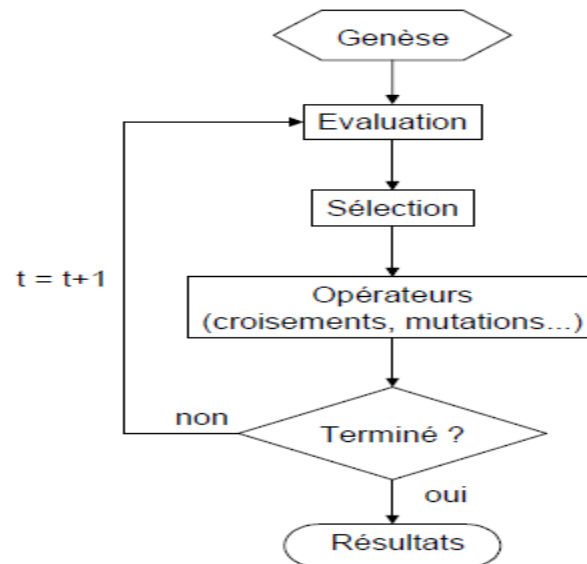


Figure 3.3 : organigramme d'un Algorithme Evolutionnaire (*Souquet, 2004*)

3.6 Codage et représentation des variables d'un algorithme génétique

Le codage des paramètres du problème est la première étape qui définit et code convenablement le problème.

Le codage dépend de la spécificité du problème et conditionne fortement l'efficacité de l'algorithme. Il existe trois types de codage :

- Le codage Numérique : si "l'alphabet" est constitué des chiffres.
- Le codage Symbolique : si "l'alphabet" est un ensemble de lettres alphabétiques ou symboliques.
- Le codage Alph-numérique : si nous utilisons un alphabet combinant les lettres et les chiffres.

Dans le type numérique il y a 2 méthodes : Le codage binaire (représentation sous forme de chaîne binaire) et le codage réel (représentation directe des valeurs réelles de la variable) et nous pouvons facilement passer d'un codage à l'autre (*Mehidid, 2013*).

Dans la figure suivante (**figure 3.4**) sont présentés le codage binaire et entiers (numérique) et le codage alphabétique :

C1	1	1	1	0	0	0	1	0
C2	2	4	1	5	3	8	7	6
C3	A	R	G	L	B	S	T	K

C1 : codage binaire ; C2 : codage ordinaire ; C3 : codage alphabétique.

Figure 3.4 : différents types de codage

3.6.1 Codage binaire

Ce codage a été le premier à être utilisé dans le domaine des AG, Il présente plusieurs avantages : alphabet minimum 0 et 1, les opérateurs de croisement et de mutation sont souvent très simples à manipuler. C'est également en utilisant ce type de codage que les premiers résultats de convergence théorique ont été obtenus. Néanmoins ce type de codage présente quelques inconvénients : L'utilisation d'un tel codage influe négativement sur la vitesse de convergence de l'algorithme génétique appliqué à des problèmes d'optimisation de grande taille (*Michalewicz, 1992*).

Pour mesurer la dissimilarité entre deux solutions quelconques (codées en binaire), la distance de Hamming est utilisée (À deux suites de symboles de même longueur, elle associe le nombre de positions où les deux suites diffèrent). Un voisinage en termes de distance de Hamming ne signifie pas un voisinage dans l'espace de recherche, créant souvent des convergences vers des optimums locaux. Par exemple, l'entier 7 correspond à la chaîne 0111 et l'entier 8 correspond à la chaîne 1000. Ce phénomène peut être la cause de la non convergence de l'algorithme vers l'optimum global. Et c'est là que le codage binaire commence à montrer ses limites. L'utilisation d'un codage Gray évite ce type d'inconvénient.

Malgré toutes les critiques qui lui ont été adressées, le codage binaire reste le plus utilisé.

Le passage du binaire au réel se fait comme suit :

Conversion d'un nombre entier :

$$c_m 2^m + c_{m-1} 2^{m-1} + \dots + c_0 = \sum_{i=0}^m c_i 2^i \quad (3.3)$$

c : chiffre de 0 ou 1

m : position du chiffre

Partie décimale :

$$d_1 2^{-1} + d_2 2^{-2} + \dots + d_n 2^{-n} = \sum_{i=0}^n d_i 2^i \quad (3.4)$$

d : chiffre 0 ou 1

n : le nombre de chiffres décimaux

La figure (3.5) ci-dessous montre une chaîne de bits allant du bit le plus significatif au bit le moins significatif.

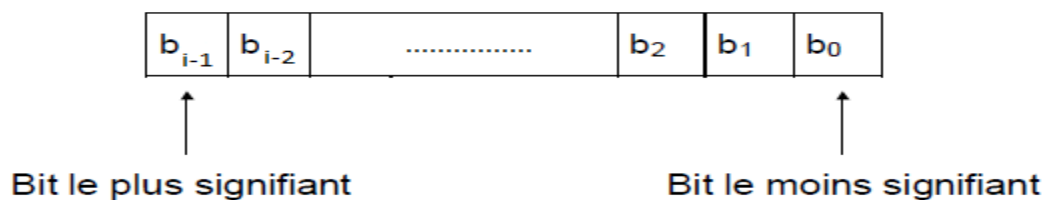


Figure 3.5 : représentation du bit le plus significatif au bit le moins significatif

3.6.2 Le codage de Gray (binaire réfléchi)

L'utilisation du binaire pur étant peu pratique il a été développé d'autres représentations des nombres binaires utilisant le même alphabet [0, 1].

Le code Gray est un code non pondéré ; c'est-à-dire que la position du bit ne lui donne aucun poids. De plus, chaque représentation ne diffère de sa précédente que d'un seul bit. D'ailleurs, c'est pour cette raison que ce système de codage a été inventé et est très utilisé. En effet, dans la conversion d'une grandeur analogique en une grandeur numérique, il est préférable d'utiliser un code où les grandeurs successives ne diffèrent que d'un bit. Ceci permet d'éviter des erreurs de convergence vers des optimums locaux engendrés par une disproportion entre la représentation réelle et celle codée, connue sous l'appellation de « falaises de Hemming ». Par exemple, le passage du chiffre 3 au chiffre 4 nécessite un changement d'état des trois bits à la fois dans le système binaire ordinaire (0011 à 0100) au lieu de (0010 à 0110) en code Gray. Ce code est aussi appelé "code binaire réfléchi".

C'est donc un codage qui possède la propriété suivante : les éléments n et $n + 1$ seront codés de telle manière que leur distance soit égale à 1.

Il est obtenu à partir de l'équivalent binaire du nombre décimal. La figure suivante (**figure 3.6**) présente la conversion du nombre décimal 7 dont l'équivalent binaire est (0111) en code Gray.

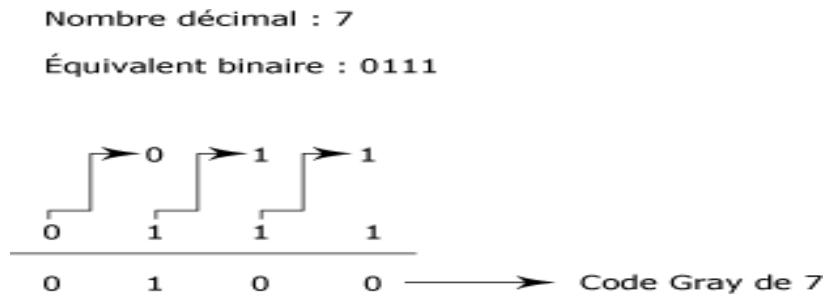


Figure 3.6 : Conversion du code binaire au code Gray

Afin de passer du code binaire au code gray, nous devons suivre les étapes suivantes (**tableau 3.3**) :

- Le poids le plus fort est le bit de gauche, il reste le même qu'en binaire.
- En commençant de la gauche et partant vers la droite, chaque bit est additionné à son voisin de droite. La somme est reportée à la ligne inférieure qui correspond au code Gray. Les retenues sont négligées.
- Le nombre de bits en code Gray est le même en binaire ordinaire.

Tableau 3.3 : codage binaire et gray sur 4 bits

Décimal	Binaire	Code Gray
0	0	0
10	1010	1111
20	10100	11110
30	11110	10001
40	101000	111100
50	110010	101011
60	111100	100010
70	1000110	1100101
80	1010000	1111000
90	1011010	1110111
100	1100100	1010110

3.6.3 Le codage réel

Il a le mérite d'être simple. Chaque chromosome est en fait un vecteur dont les composantes sont les paramètres du processus d'optimisation. Par exemple, si on recherche l'optimum d'une fonction de n variables $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$; on peut utiliser tout simplement un chromosome ch (**tableau 3.4**) contenant les n variables :

Tableau 3.4 : codage réel

ch :

x_1	x_2	x_{n-1}	x_n
-------	-------	-------	-----------	-------

Avec ce type de codage, la procédure d'évaluation des chromosomes est plus rapide vu l'absence de l'étape de transcodage (du binaire vers le réel). Les résultats donnés par Michalewicz (*Michalewicz, 1992*) montrent que la représentation réelle aboutit souvent à une meilleure précision et un gain important en termes de temps d'exécution. Néanmoins ce codage présente l'inconvénient majeure de la non réalisabilité (souvent) des solutions obtenues après application de différents types d'opérateurs.

3.6.4 Codage entier

L'utilisation du codage entier est très pratique pour la résolution de certains problèmes d'optimisation combinatoire. Le codage entier permet d'augmenter l'efficacité de l'algorithme génétique (*Chaari, 2010*). La représentation des variables d'optimisation dans le codage entier est similaire à celle utilisée dans le codage réel (**figure 3.7**), où les différents individus de la population sont représentés par des chromosomes sous forme de vecteur dont les composantes sont des entiers représentant les variables des différentes solutions potentielles du problème d'optimisation. Le codage entier présente plusieurs avantages :

- Simplicité de mise en œuvre ;
- Absence de l'étape de transcodage ;
- Rapidité de calcul ;
- Forte chance de convergence (*Bouach, 2019*).

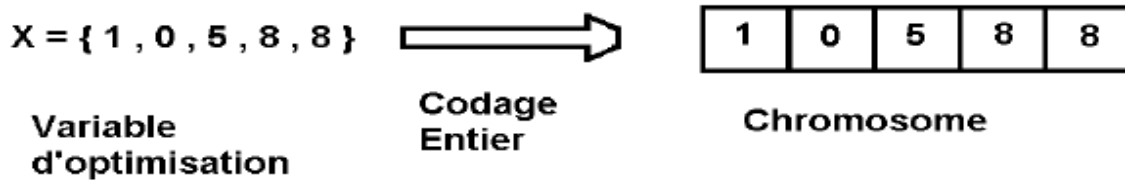


Figure 3.7 : Codage entier d'une variable d'optimisation

3.7 Gestion des contraintes d'optimisation

Un élément de population qui viole une contrainte se verra attribuer une mauvaise fitness et aura une probabilité forte d'être éliminé par le processus de sélection.

Il peut cependant être intéressant de conserver, tout en les pénalisant, les éléments non admissibles car ils peuvent permettre de générer des éléments admissibles de bonne qualité. Pour de nombreux problèmes, l'optimum est atteint lorsque l'une au moins des contraintes de séparation est saturée, c'est à dire sur la frontière de l'espace admissible.

Gérer les contraintes en pénalisant la fonction fitness est difficile, un "dosage" s'impose pour ne pas favoriser la recherche de solutions admissibles au détriment de la recherche de l'optimum ou inversement.

Disposant d'une population d'individus non homogène, la diversité de la population doit être entretenue au cours des générations afin de parcourir le plus largement possible l'espace d'état. C'est le rôle des opérateurs de croisement et de mutation (*Alliot & Durand, 2005*).

3.8 Etapes de calcul des algorithmes génétiques

Reprenons les postulats de Darwin et attribuons leurs un nom, premièrement partant d'une population initiale choisi arbitrairement, tout individu a des parents dont il va hériter des gènes, c'est le croisement, ensuite tout individu a des variations aléatoires dans ses gènes, c'est la mutation, enfin, tout individu survit et se reproduit en transmettant ses gènes si et si seulement si ces gènes sont adaptés à son environnement, c'est la phase de sélection.

Nous allons définir ces opérateurs génétiques dans les paragraphes qui suivent.

3.8.1 Genèse de la population

La première étape de l'algorithme est la genèse de la population, c'est-à-dire le choix des composants de départ que nous allons faire évoluer. L'objectif de cette étape est de choisir un

ensemble de solutions potentielles au problème d'optimisation. On pourrait prendre des individus (des composants) régulièrement répartis dans l'espace. Néanmoins, une initialisation aléatoire est plus simple à réaliser : les valeurs des gènes sont tirées au hasard selon une distribution uniforme.

Nous discuterons plus loin de la taille N de cette population, mais nous pouvons déjà dire qu'elle résultera d'un compromis entre temps de calcul et qualité de la solution.

Cette opération ne se fait qu'une seule fois au début du processus de traitement et joue un rôle déterminant dans la suite du calcul et la performance de l'algorithme (*Magnin, 1998*).

3.8.2 Evaluation des individus (Fonction Fitness)

Cette étape consiste à évaluer les objectifs et les contraintes pour chaque individu de la population où chaque solution est évaluée à l'aide d'une fonction d'adaptation. Cette fonction d'adaptation est calculée à partir de la fonction objectif selon le problème traité. Ce qui permet de définir les chances de sélection de chaque individu. L'évaluation des performances des individus s'effectue dans l'espace phénotypique (non codé) (*Marckmann, 2004*).

3.8.3 Sélection- élimination des individus

Nous appelons génération la population à un instant t donné. Une fois réalisée l'évaluation de la génération, on opère une sélection à partir de la fonction d'adaptation.

On sélectionne les individus (parents) qui vont générer la nouvelle population. La sélection de ces individus est basée sur leur efficacité relative dans la population. Cet opérateur est chargé de définir quels seront les individus qui vont être dupliqués dans la nouvelle population intermédiaire (mating pool en terminologie anglo-saxonne) dont les individus sont des copies de la population initiale (*Amédée & Gérard, 2004*).

Les individus mieux adaptés sont sélectionnés (**figure 3.8**), alors que les éléments moins adaptés sont écartés.

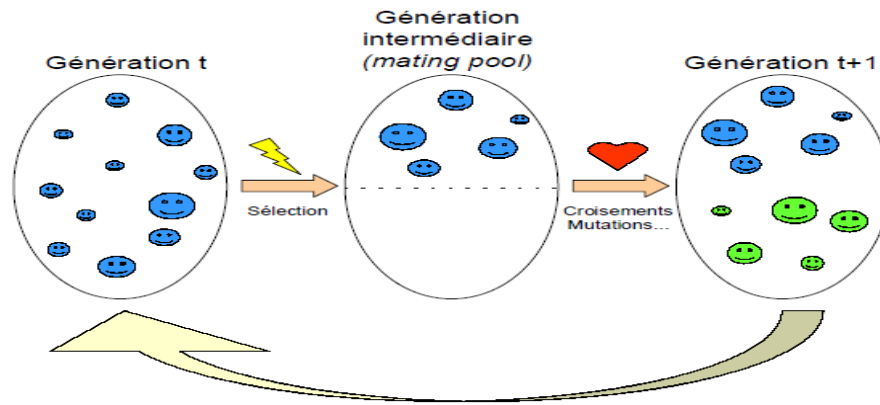


Figure 3.8 : représentation schématique du fonctionnement d'un AG

On trouve essentiellement quatre types de méthodes de sélection différentes :

- La méthode de la "loterie biaisée" (roulette wheel) de Goldberg,
- La méthode "élitiste",
- La sélection par tournois,
- La sélection universelle stochastique.

Nous définirons dans ce qui suit quelques-unes.

3.8.3.1 La loterie biaisée ou roulette wheel

Cette méthode est la plus connue et la plus utilisée. Avec cette méthode chaque individu a une chance d'être sélectionné proportionnellement à sa performance, donc plus les individus sont adaptés au problème, plus ils ont des chances d'être sélectionnés.

Pour utiliser l'image de la "roue du forain", chaque individu se voit attribué un secteur dont l'angle est proportionnel à son adaptation, sa "fitness".

On fait tourner la roue (**figure 3.9**) et quand elle cesse de tourner on sélectionne l'individu correspondant au secteur désigné par une sorte de "curseur" qui pointe sur un secteur particulier de celle-ci.

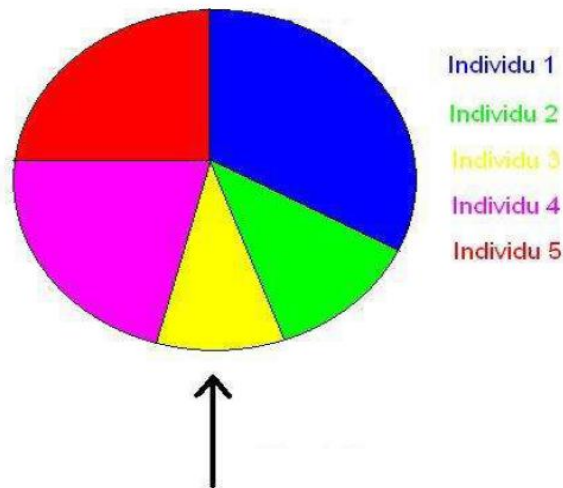


Figure 3.9 : la méthode de sélection de la loterie biaisée

Cette sélection se fait en calculant les probabilités de sélection de tous les individus de la population.

Les équations de la probabilité sont données par les équations suivantes :

$$\text{Minimisation: } P(N_i) = \frac{1}{\overline{f(N_i)}} \quad (3.5)$$

$$\text{Maximisation: } P(N_i) = \frac{f(N_i)}{\sum_{i=1}^{m_{\max}} f(N_i)} \quad (3.6)$$

P : probabilité de sélection, m_{\max} : nombre d'individus ; N_i : individu ou vecteur de décision,
 f : fonction objectif

3.8.3.2 Sélection par tournoi

Le principe de sélection de la méthode est simple. En effet, à partir d'une population de taille m_{\max} , la technique consiste à sélectionner au hasard k individus, où k représente la taille du tournoi. Il existe une sélection par tournoi déterministe et probabiliste. Dans le cas d'une sélection déterministe le meilleur des m individus gagnent le tournoi. Dans le cas d'une sélection probabiliste, chaque individu des m individus peut gagner le tournoi en fonction de la probabilité liée à sa fonction d'adaptation. L'opération sera répétée temps qu'il reste des individus à sélectionner.

3.8.3.4 Sélection uniforme

Cette méthode, simple, consiste à sélectionner aléatoirement un individu, d'une manière uniforme sans intervention de la valeur d'adaptation. Chaque individu a donc une probabilité uniforme ($1/N$) d'être sélectionné. La convergence de l'algorithme est en général lente.

3.8.4 L'opérateur de croisement (crossover)

L'opérateur de croisement a pour but d'enrichir la diversité de la population en manipulant les composantes des chromosomes. Le principe (**figure 3.10**) de cet opérateur est de produire deux nouveaux individus, les enfants, en échangeant des informations entre deux autres individus appelés parents (L'opération n'introduit aucun gène nouveau dans la population). Le croisement s'effectue en deux étapes. Dans la première étape, deux individus sont choisis aléatoirement dans la population sélectionnée. Dans la deuxième étape, en localisant d'une manière aléatoire des points sur les deux chromosomes parents, l'opération de croisement échange le contenu (informations) de ces points entre les deux chromosomes. Cette opération produit deux individus modifiés génétiquement qui font partie de la génération ultérieure.

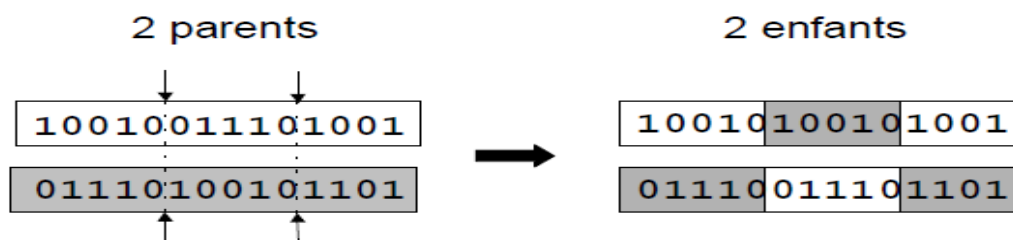


Figure 3.10 : Croisement entre deux chromosomes

3.8.4.1 Croisement simple

Le croisement simple ou le croisement à points est adapté au codage réel, entier ou alphabétique (*Nafi, 2006*). Ce type de croisement est caractérisé par le nombre de points de croisement par individu, si ce nombre est égal à un, on dit que le croisement est mono-point ou cross-over. Si le nombre de points est supérieur à 1, le croisement est dit croisement multipoints (*Bouach, 2019*).

Croisement en un point : on choisit au hasard un point de croisement (**figure 3.11**), pour chaque couple. Notons que le croisement s'effectue directement au niveau binaire, et non pas au niveau des gènes. Un chromosome peut donc être coupé au milieu d'un gène.

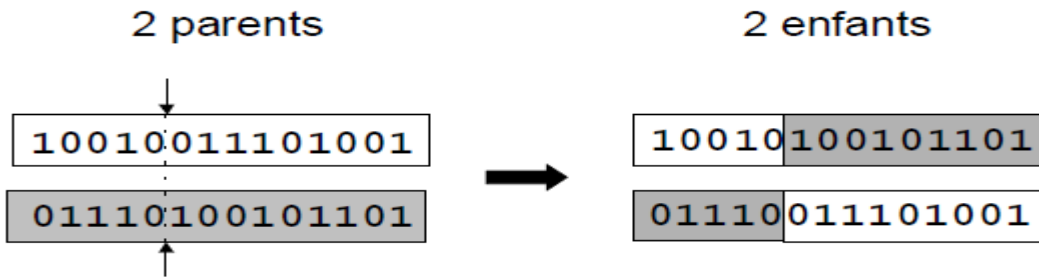


Figure 3.11 : Croisement simple en un point

Croisement en deux points : on choisit au hasard deux points de croisement (figure 3.12), cet opérateur est généralement considéré comme étant plus efficace que le précédent (Beasley, 1993). Néanmoins aucune différence notable dans la convergence de l'algorithme n'est constatée (Magnin, 1998).

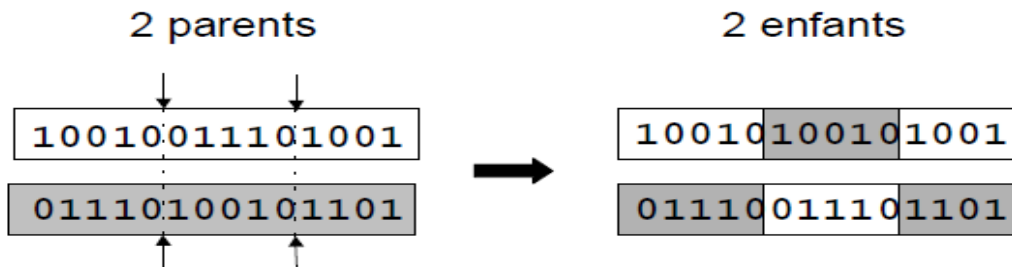


Figure 3.12 : croisement simple en deux points

Dans le cas d'un croisement multipoints, les n positions de coupure sont choisies d'une façon aléatoire pour dissocier les deux parts en $n+1$ parties, les deux enfants créés seront constitués de l'alternance des parties des deux parents tout en maintenant l'ordre. Le choix des positions de croisement est dicté par la génération d'un nombre aléatoires entre 1 et la longueur du chromosome considéré.

3.8.4.2 Croisement uniforme

Cette technique (figure 3.13) accorde à chaque chromosome un vecteur aléatoire binaire (masque) qui dicte à chaque chromosome quel gène hériter : de quel parent le premier fils devra hériter du gène s'y trouvant ; si face à 0, le fils héritera le gène s'y trouvant du parent n° 1, si il présente un 1 il en héritera du parent n° 2. La création du fils n° 2 se fait de manière symétrique : si pour un gène donné le masque indique que le fils n° 1 devra recevoir celui-ci du parent n° 1 alors le fils n° 2 le recevra du parent n° 2, et si le fils n° 1 le reçoit du parent n° 2 alors le fils 2 le recevra du parent n° 1 (Magnin, 1998).

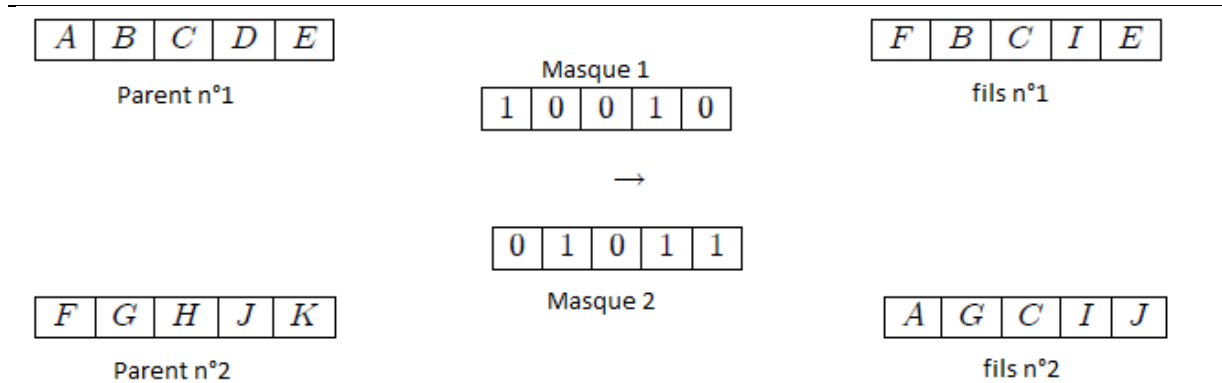


Figure 3.13 : Croisement uniforme

3.8.5 L'opérateur de mutation

Nous définissons une mutation (**figure 3.14**) comme étant l'inversion d'un bit dans un chromosome. Cela revient à modifier aléatoirement la valeur d'un paramètre du composant avec une probabilité P_m très faible, généralement comprise entre 0.01 et 0.001.

On peut aussi prendre $P_m = 1 / \lg$ où \lg est la longueur de la chaîne de bits codant notre chromosome. Les mutations jouent le rôle de bruit et empêchent l'évolution de se figer.

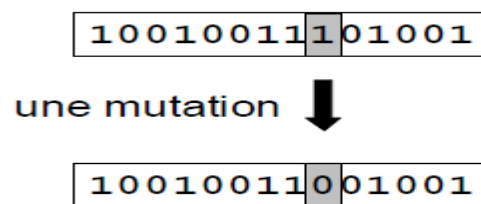


Figure 3.14 : une mutation

Cet opérateur dispose de 4 grands avantages :

- Il garantit la diversité de la population, ce qui est primordial pour les algorithmes génétiques.
- Il permet d'éviter un phénomène connu sous le nom de dérive génétique. On parle de dérive génétique quand certains gènes favorisés par le hasard se répandent au détriment des autres et sont ainsi présents au même endroit sur tous les chromosomes. Le fait que l'opérateur de mutation puisse entraîner de manière aléatoire des changements au niveau de n'importe quel locus permet d'éviter l'installation de cette situation défavorable.
- Il permet de limiter les risques d'une convergence prématurée causée par exemple par une méthode de sélection élitiste imposant à la population une pression sélective trop

forte. En effet, dans le cas d'une convergence prématurée on se retrouve avec une population dont tous les individus sont identiques mais ne sont que des optimums locaux. Tous les individus étant identiques, le croisement ne changera rien à la situation. En effet, l'échange d'informations par crossover entre des individus strictement identiques est bien sûr totalement sans conséquences ; on aura beau choisir la méthode de croisement qu'on veut on se retrouvera toujours à échanger des portions de chromosomes identiques et la population n'évoluera pas. L'évolution se retrouvant bloquée on n'attendra jamais l'optimum global.

La mutation entraînant des inversions de bits de manière aléatoire permet de réintroduire des différences entre les individus et donc de nous extirper de cette situation. Il est quand même utile de garder à l'esprit que ceci n'est pas une solution « miracle » et qu'il est bien entendu plus intelligent de ne pas utiliser de méthodes de sélection connues pour entraîner ce type de problème (*Amédée & Gérard, 2004*).

- La mutation permet d'atteindre la propriété d'ergodicité.

L'ergodicité est une propriété garantissant que chaque point de l'espace de recherche puisse être atteint.

En effet, une mutation pouvant intervenir de manière aléatoire au niveau de n'importe quel locus, on a la certitude mathématique que n'importe quel permutation de notre chaîne de bits peut apparaître au sein de la population et donc que tout point de l'espace de recherche peut être atteint. Grâce à cette propriété on est donc sûr de pouvoir atteindre l'optimum global.

3.8.6 Le remplacement

Cet opérateur est le plus simple, son travail consiste à réintroduire les descendants obtenus par application successive des opérateurs de sélection, de croisement et de mutation (la population P') dans la population de leurs parents (la population P).

Dans le cas d'un remplacement partiel, les meilleures solutions de la nouvelle population remplacent les plus mauvaises de l'ancienne population, une version de ce type de remplacement consiste à garder une petite fraction de l'ancienne population et la compléter par les meilleures individus de la nouvelle population, cette approche est appelée élitisme (*Jebari, 2013 ; Sioud, 2011*). Alors que dans le cas d'un remplacement total la nouvelle population remplace complètement l'ancienne, dans ce cas l'algorithme génétique est dit générationnel (*Amédée & Gérard, 2004*).

3.8.7 Critère d'arrêt

Le processus de recherche dans un algorithme génétique s'arrête, si l'un des deux critères d'arrêt suivants est vérifié : un nombre d'itérations prédéfini est atteint : critère d'arrêt statique, ou bien lorsque la population cesse d'évoluer ou évolue très lentement : critère d'arrêt dynamique : basé sur la qualité de la solution ou la convergence de l'algorithme, où le critère est fonction d'une valeur de la fonction objectif à atteindre qui sera suffisamment proche d'un optimum connu à priori.

Le pseudo code d'un algorithme génétique standard est donné comme suit :

Algorithme AG

Début

Génération d'une population initiale

Tant que critère d'arrêt non atteint faire

Sélection

Croisement

Mutation

Mise à jour de la population

Fin Tant que

Fin

(Bessedik, 2019)

3.9 Conclusion

L'algorithme génétique (AG) est un algorithme de recherche présenté par Holland en 1975 basé sur les mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique.

Pour des problèmes avec des solutions inconnues, un ensemble de solutions sera créé de manière aléatoire. C'est ce qu'on appelle la population. Les caractéristiques (ou variables à déterminer) sont alors utilisées dans des séquences de gènes qui seront combinées avec d'autres gènes pour former des chromosomes et par après des individus. Chaque solution est associée à un individu, et cet individu est évalué et classé en fonction de sa similitude avec la meilleure solution au problème (mais qui est toujours inconnue).

Cette méthode d'optimisation convient et s'adapte aux problèmes d'optimisation, elle a donc été utilisée par de nombreux auteurs dans le domaine de l'eau potable en raison de sa convergence rapide et donc du temps de calcul réduit.

Chapitre 4

4 Optimisation de la consommation énergétique de la station de pompage de Sidi Moussa via l'algorithme génétique

4.1 Introduction

La population mondiale augmente d'environ 80 millions de personnes par an, ce qui entraîne une augmentation de la demande en eau douce d'environ 64 milliards de mètres cube par an. La population de la ville de Sidi Moussa ne représente qu'un 200^{ème} de la population d'Alger mais subit quand même des coupures d'électricité fréquentes pendant les périodes de hautes températures, ceci cause l'arrêt de la station de pompage de la ville et donc une coupure d'eau. Cette population de 20 180 habitants souffre des faibles pressions, coupures d'eau et des dommages causés à leurs matériels.

Nous avons donc fait une étude sur la consommation énergétique de cette station de pompage et avons jugé bon de l'optimiser afin d'offrir un meilleur service et une meilleure alimentation en eau potable aux consommateurs. Ce travail sera effectué tout au long de ce chapitre.

4.2 Elaboration de l'optimisation de la consommation énergétique via l'AG (oce-ag)

La résolution de notre problème d'optimisation consiste à explorer l'espace de recherche afin de minimiser notre fonction objectif. Les complexités (en taille ou en structure) relatives de l'espace de recherche et de la fonction à minimiser conduisent à utiliser des méthodes de résolutions radicalement différentes. En première approximation, on peut dire qu'une méthode déterministe est adaptée à un espace de recherche petit et complexe, ce qui n'est pas le cas pour notre problème qui a un espace de recherche grand et qui nécessite plutôt une méthode de recherche stochastique comme les algorithmes génétiques dont nous allons présenter le programme.

Nous avons utilisé le langage de script MatLab. Ce dernier nous permet de manipuler nos vecteurs, d'afficher des courbes et des données et de mettre en œuvre notre algorithme génétique.

L'optimisation de la consommation énergétique via l'algorithme génétique (oce-ag) nous a permis d'avoir des résultats fiables et qui convergent au bout de 500 itérations (*Bouach & Benmamar, 2019*).

4.2.1 Insertion des données de fonctionnement

Nous avons commencé par l'insertion des données de fonctionnement et la définition des variables de décision et de pompage (**figure 4.1**), ces variables d'optimisation ont pour but la modélisation de notre problème.

```
mf=input('taille de la population AG'); %nombre de solutions
ni=input('nombre itération'); %nombre de générations
np=2; % ou np=input('nombre de pompes');
tf=24; %ou tf=input('temps de fonctionnement');
v0=500; %v0=input('volume initial d'eau dans le réservoir');
vmin=120; %vmin=input('volume minimal'); réserve d'incendie
vmax=1000; %vmax=input('volume maximal');
```

Figure 4.1 : insertion des données de fonctionnement dans l'oce-ag

La variable de décision se définit par le nombre de pompes en marche $n(t)$ à chaque pas de temps $\Delta t=1h$, pour notre cas d'étude, la station de pompage contient deux pompes, nous avons donc fixé $n_p=2$.

L'ensemble des variables de décision sur l'horizon d'optimisation de 24 heures, peut être représenté par un vecteur entier de 24 colonnes qui prennent des valeurs entières entre 0, 1 ou 2 (nombre de pompes opérationnelles). Le vecteur de décision représente donc le planning de pompage.

Quant aux variables de pompage, elles sont en fonction des variables de décision, ces variables sont le débit, la pression et le rendement, leurs valeurs changent en fonction du nombre de pompes en marche.

$Q(n=1)$ et $Q(n=2)$ sont déterminé en traçant la courbe du réseau (de la conduite) et la courbe de la pompe pour trouver le point de fonctionnement et fixer les débits de pompage à utiliser dans le code, nous avons ensuite déduit les charges hydrauliques ($H(n=1)$ et $H(n=2)$) et les rendements ($\eta(n=1)$ et $\eta(n=2)$) de la courbe caractéristique de notre pompe.

4.2.1.1 Détermination de l'équation caractéristique de la conduite (courbe d'installation)

La courbe d'installation est donnée par la relation suivante :

$$H_C = H_g + rQ^2 \quad (4.1)$$

H_g (hauteur géométrique) :

$$H_g = C_{TP} - C_{TN} \quad (4.2)$$

C_{TP} : cote du trop plein

C_{TN} : cote du terrain naturel

A.N :

$$H_g = 84 - 48 = 36 \text{ m}$$

r_h (résistance hydraulique) :

Nous avons la pression et le débit lorsqu'une seule pompe est en marche (n=1).

Pour n=1 → Q=201 m³/h H=50,5 m

Au point de fonctionnement, l'égalité suivante est toujours vérifiée :

$$H = H_c$$

Ce qui donne :

$$H_c = H_g + rQ^2 \quad (4.3)$$

D'où :

$$r_h = \frac{H - H_g}{Q^2} \quad (4.4)$$

$$\text{A.N : } r_h = \frac{50,5 - 36}{(201/3600)^2} = 4651,37 \left[\frac{s^2}{m^5} \right]$$

D'après la courbe caractéristique de la pompe, le rendement vaut η=82%

Donc pour n=1 → Q=201 m³/h H=50,5m et η=82%

La courbe caractéristique de la conduite (**figure 4.2**) est définie par l'équation suivante :

$$H_C = 36 + 4651,37 \cdot Q^2$$

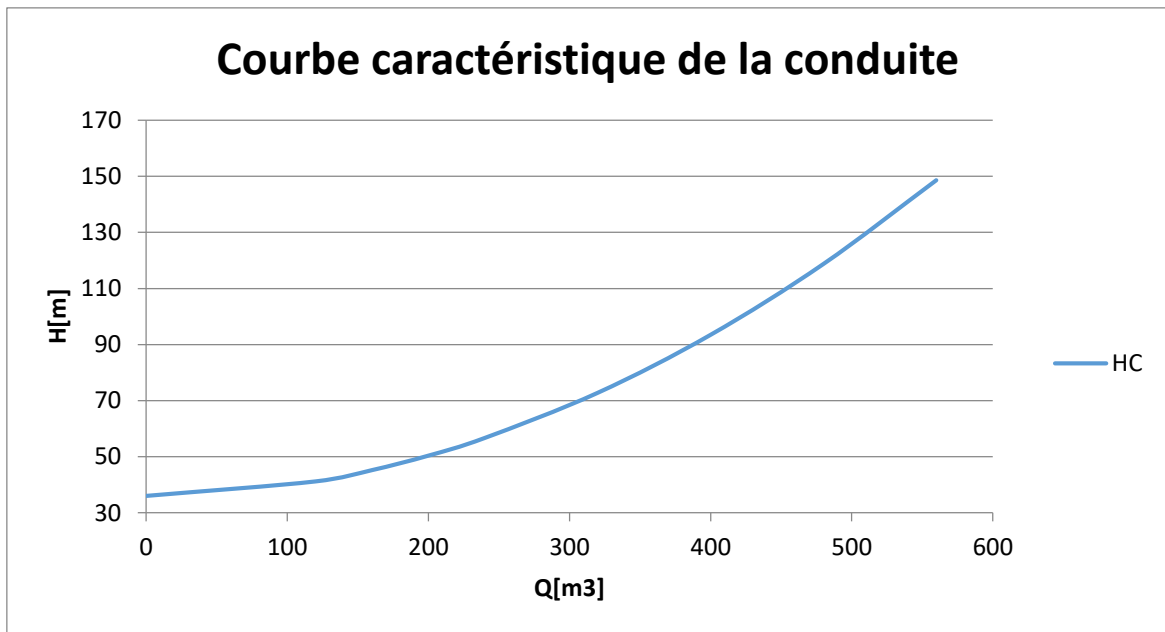


Figure 4.2 : Courbe caractéristique de la conduite

La courbe caractéristique de la pompe est présentée dans la figure 4.3 :

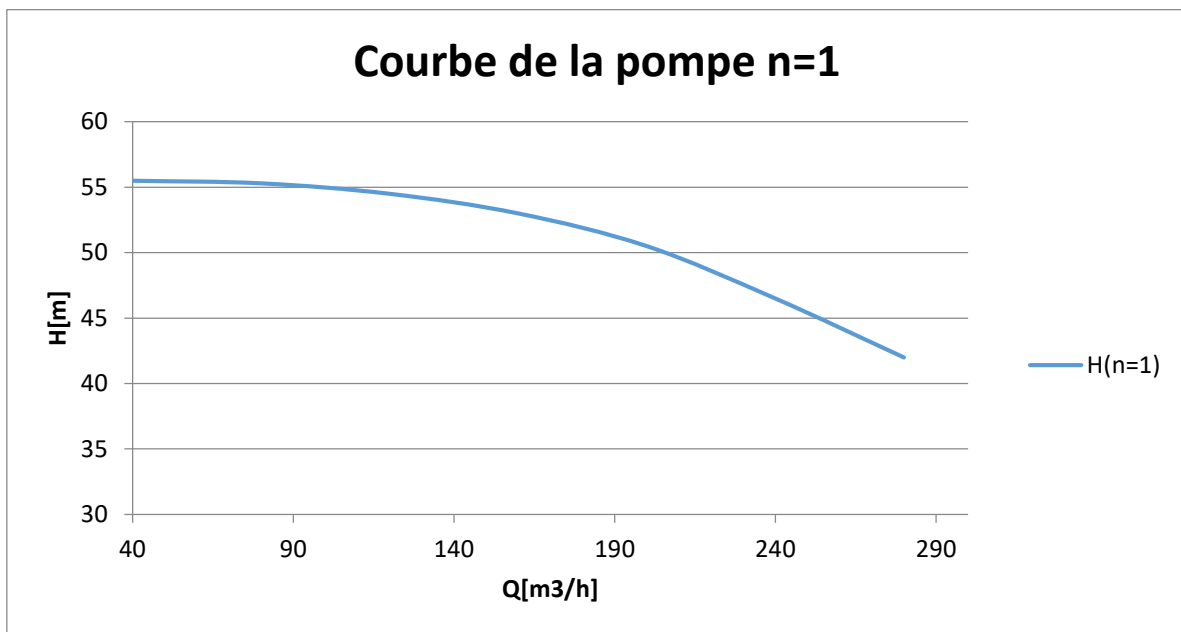


Figure 4.3 : Courbe de la pompe n=1

En additionnant les débits de deux pompes identiques pour chaque charge H, nous obtenons le graphe de la figure 4.4 :

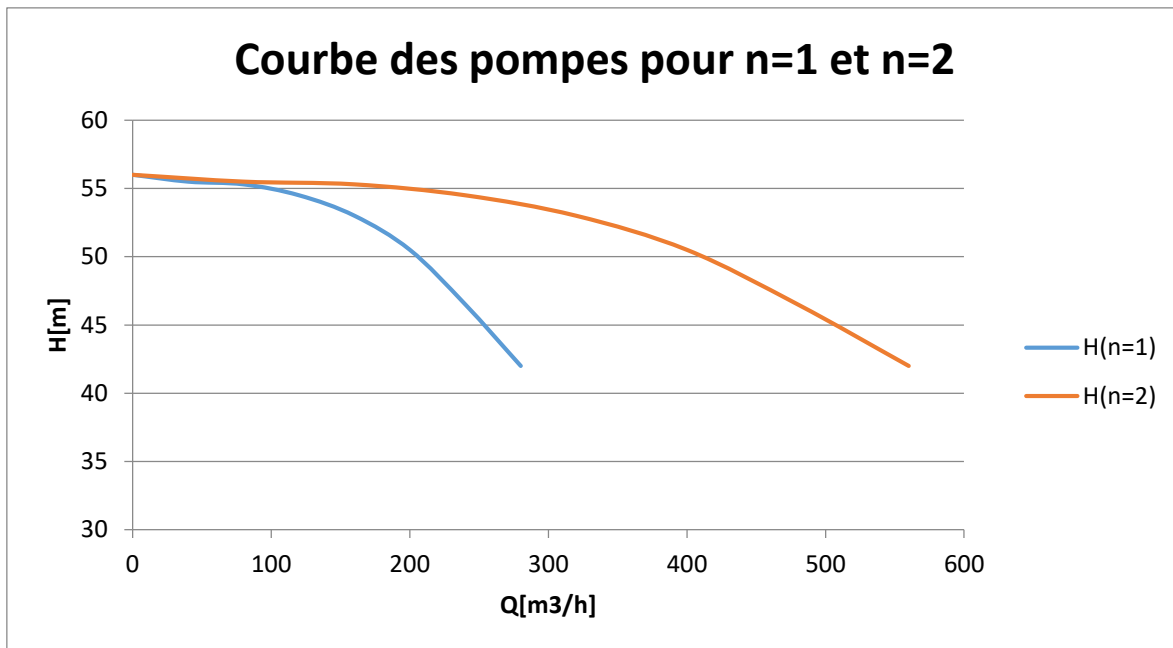


Figure 4.4 : Courbe des pompes pour n=1 et n=2

Afin de trouver le point de fonctionnement quand deux pompes sont en marche, une superposition des courbes de pompes et du réseau est effectuée (figure 4.5) :

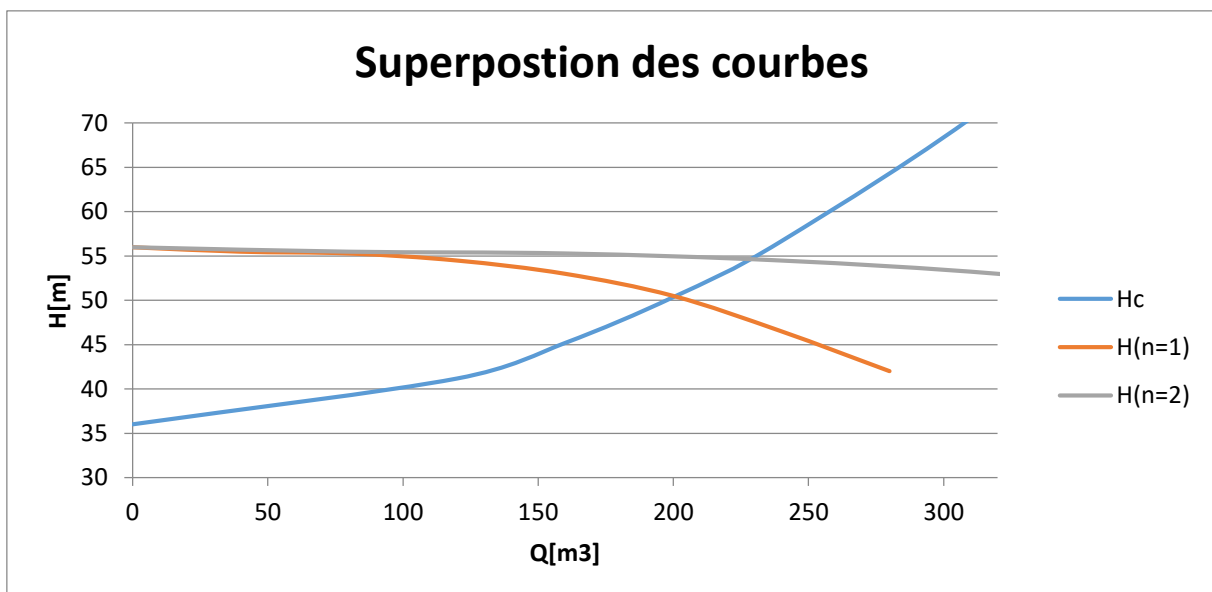
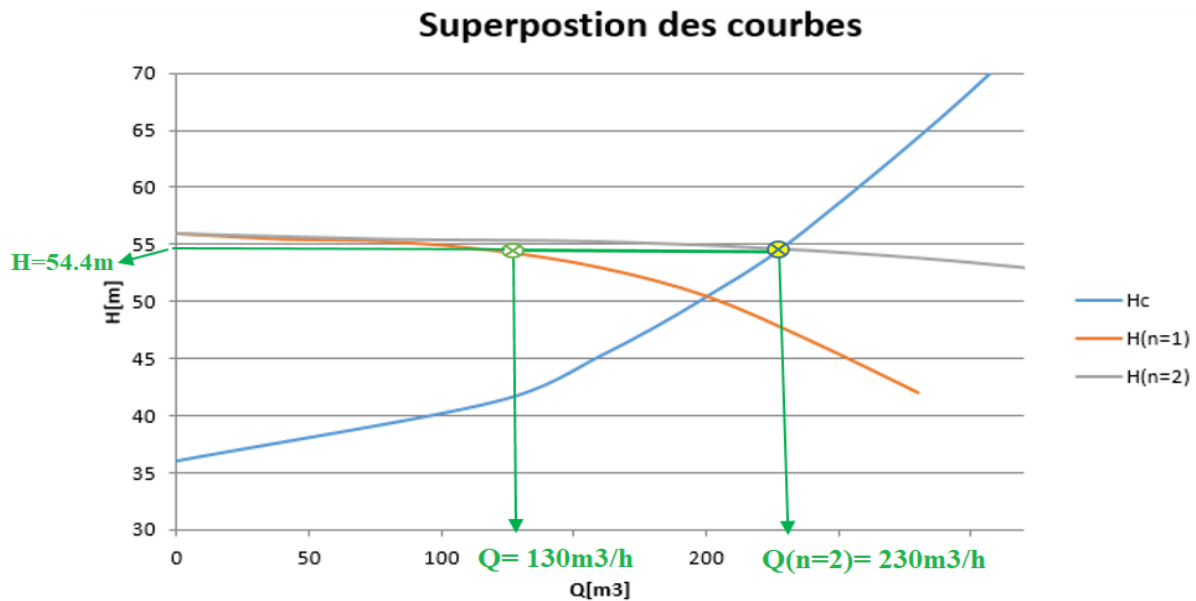


Figure 4.5 : Superposition des courbes de pompes, conduite

L'intersection de la courbe de pompe $H(n=2)$ et celle du circuit donne le 2^{ème} point de fonctionnement, et en projetant ce point sur la courbe de la pompe $H(n=1)$, nous obtenons le débit qui nous permettra de trouver le rendement pour $n=2$ que nous trouvons dans la courbe caractéristique de la pompe (figure 4.6).



Nous avons donc : $n=2 \rightarrow H= 54.4m$ $Q= 230m^3/h$ et $\eta= 67\%$

Il nous reste qu'à introduire les contraintes d'optimisations du problème qui sont les conditions de fonctionnement hydraulique du système de pompage. Il s'agit dans notre cas de garantir un niveau d'eau dans le réservoir entre les deux valeurs limites : son volume maximum et son volume minimum.

$$V_{\min} < V(t) < V_{\max} \quad (4.5)$$

$V(t)$: réserve d'eau à l'instant (t) , son évolution est calculée à l'aide de l'équation de continuité de la masse d'eau dans le réservoir :

$$V(t) = V(t-1) + \Delta t(Q_p(t) - Q_c(t)) \quad (4.6)$$

D'après les données de la SEAAL nous avons :

$V_{\min} = 120 \text{ m}^3$ un volume qui correspond à la réserve d'incendie.

$V_{\max} = 1000 \text{ m}^3$

$V_0 = 500 \text{ m}^3$ volume initiale à l'instant $t=0$

Après avoir initié les données de fonctionnement, nous fixons la taille de la population à $m_f=2000$ (nombre de solutions) et le nombre d'itérations à $n_i=500$ (générations), le code génère ensuite la population initiale.

4.2.2 Génération de la population initiale

La génération de la population initiale consiste à créer 2000 vecteurs aléatoires de solutions pour chaque itération, et d'introduire notre fonction fitness :

$$E_j(m,t) = \sum_1^{24} \frac{\rho g H(n(m,t)) Q p(n(m,t))}{\eta(n(m,t))} \quad (4.7)$$

m : rang de la solution

ρ : densité de l'eau [kg/m³]

E_j : Energie journalière [Kwh]

La figure (4.7) ci-dessous présente les lignes du programme qui permet de créer la population initiale.

```
for m=1:mf %taille mf de la population= nombre de solutions
for t=1:tf
n(m,t)=round(rand*np); % round : arrondi à la décimal la plus proche, rand :un nombre
aléatoire entre 0 et np, n est le vecteur de solution de 24 colonnes
end
end
```

Figure 4.7 : Génération de la population initiale

Les solutions E_j nulles sont éliminées, l'énergie journalière est recalculée à nouveau et une solution optimale est sélectionnée :

$$P(m) = \frac{\frac{1}{E_j(m)}}{\sum_m^{mf} \frac{1}{E_j(m)}} \quad (4.8)$$

$P(m)$: probabilité de sélection

La matrice de fonctionnement est recalculée après chaque étape car des individus sont sanctionnés, seuls ceux qui respectent les contraintes et dont la probabilité est grande sont choisis en sélectionnant leurs rangs :

Si $P(m_1) < P(m_2)$ alors l'individu au rang m_2 est sélectionné pour donner une solution optimale.

4.2.3 Sélection des parents

Afin de sélectionner les parents de la prochaine génération, une probabilité cumulée de chaque individu est calculée :

$$P_n(m) = \frac{P(m)}{\sum_m^{mf} P(m)} \quad (4.9)$$

Chaque individu possède un intervalle de probabilité cumulée ayant 2 bornes P_1 et P_2 (**figure 4.8**)

Ces deux bornes sont définies comme suit :

$$P_1 = P_1 + P_n(m_1)$$

$$P_2 = P_2 + P_n(m_1 + 1)$$

Si r appartient à l'intervalle P_1 et P_2 , le rang sélectionné sera $ms(m) = m_1 + 1$.

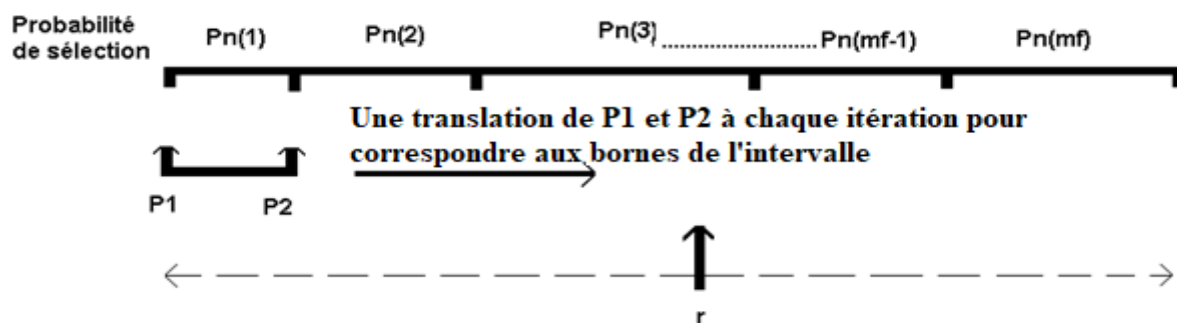


Figure 4.8 : Sélection des rangs des parents

r : un nombre aléatoire entre 0 et 100

Le code permet d'associer à chaque parent un rang qui a été sélectionné grâce au code comme le montre la figure (4.9) suivante :

```
% nouvelle génération des parents
for m=1:mf
for t=1:tf
nparent(m,t)=n(ms(m),t); % pour chaque parent est associé un rang ms sélectionné
end
end
```

Figure 4.9 : création de la nouvelle génération des parents

4.2.4 Croisement

Les rangs des parents sont maintenant sélectionnés et une nouvelle génération est prête pour le croisement (**figure 4.10**). Le temps de croisement t_c est pris aléatoirement $t_c \in [1, 24]$

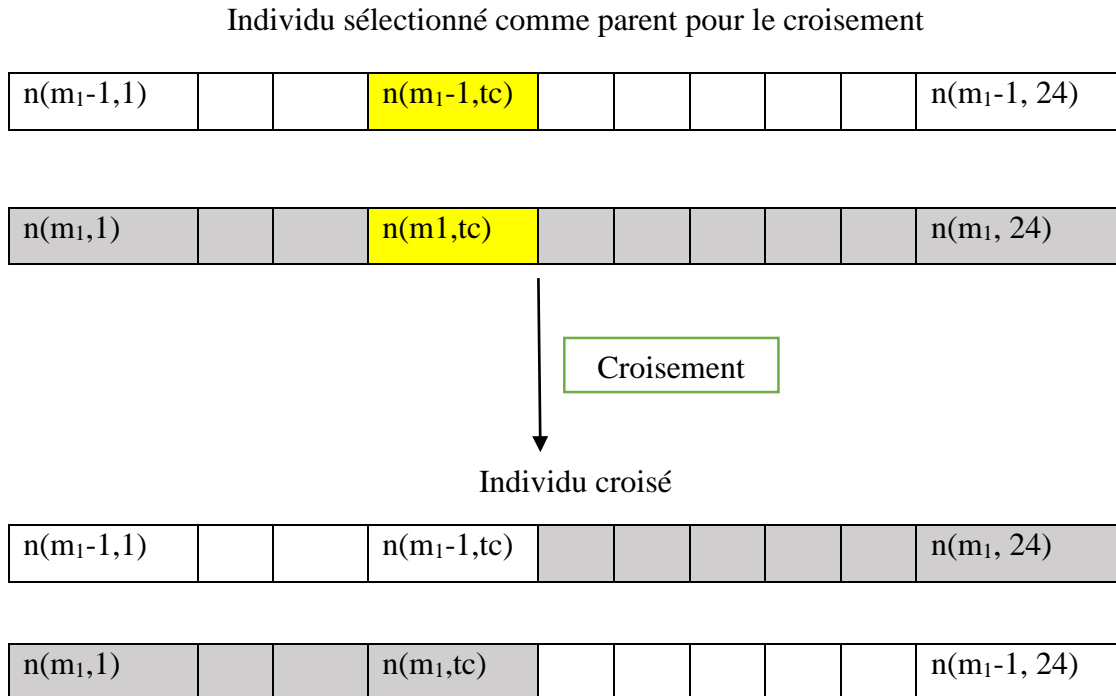


Figure 4.10 : Croisement des individus sélectionnés

Le croisement des parents est programmé de la façon suivante (**figure 4.11**) :

```

for t=1:tc(m)   %tc : temps de croisement
ncrois(m1-1,t)=nparent(m1-1,t); %parent: solution m1-1
ncrois(m1,t)=nparent(m1,t);   %parent: solution m1
end
for t=tc(m):tf
ncrois(m1-1,t)=nparent(m1,t);
ncrois(m1,t)=nparent(m1-1,t);
end

```

Figure 4.11 : Croisement des parents

4.2.5 Mutation

Diversifier la nouvelle génération après le croisement est possible par la mutation, un changement de la valeur d'une colonne est effectué aléatoirement. Le choix d'une colonne

aléatoire est fait en sélectionnant un nombre aléatoire entre $t=1$ et $t=24$, c'est à ce temps de mutation qu'un changement de valeur aléatoire se fait entre $n=0$, $n=1$ ou $n=2$, la mutation peut ou non se produire (**figure 4.12**), si par exemple le temps de mutation indique qu'à la 5^{ème} heure nous avons 2 pompes en marche, et que la valeur aléatoire de la colonne donne 2, ceci signifie que la valeur est resté la même, nous avons toujours le même nombre de pompes en marche, et il n'y'a donc pas eu de mutation dans ce cas.

```

for m=1:mf
    if rprobm(m)<probm %probm a été fixé dans le code
        mut=round(rand*np); %mutation ou non (car c'est aléatoire) sur un seul bit pour chaque
        solution
    nmut(m,tmut)=mut; % tmut est le temps de mutation
end end

```

Figure 4.12 : Mutation des individus

Nous recalculons à chaque étape la fonction fitness et nous la comparons à celle de l'itération précédente pour choisir la meilleure solution pour poursuivre les étapes qui suivent, tout en nous assurant du bon fonctionnement hydraulique de la station en éliminant les individus qui ne respectent la contrainte.

La contrainte du volume a été exprimée comme suit (**figure 4.13**) :

```

for m=1:mf
pp(m)=p(m);
end
for m=1:mf
for t=1:tf
    if (vmin>v(m,t))
pp(m)=0; %fitness=0
end
end
end
for m=1:mf
for t=1:tf
    if (v(m,t)>vmax)
pp(m)=0; end end end

```

Figure 4.13: Contrainte du problème d'optimisation

4.2.6 Critère d'arrêt

Une fois le critère d'arrêt est atteint à la fin des itérations et que les solutions convergent, la solution optimale est choisie (**figure 4.14**).

```
nopt=nopt'; %La transposé du vecteur nopt nous permet d'avoir un vecteur ligne
qopt=qopt';
```

Figure 4.14 : Choix de la solution optimale

4.3 Fonctionnement de la station de pompage

Dans le but de vérifier le bon fonctionnement de la station de pompage de Sidi Moussa, nous avons calculé son énergie consommée pendant 7 différents jours. Dans la figure ci-dessous (**figure 4.15**) l'évolution énergétique de la station pendant 24 heures du 4^{ème} jour de semaine le plus chargé.

Après comparaison des consommations énergétiques durant les 7 jours de la semaine il est mis en évidence que la quatrième journée est la plus énergivore, c'est dans cette optique que nous mettons en exergue les calculs de cette quatrième journée comme référence de comparaison durant la semaine.

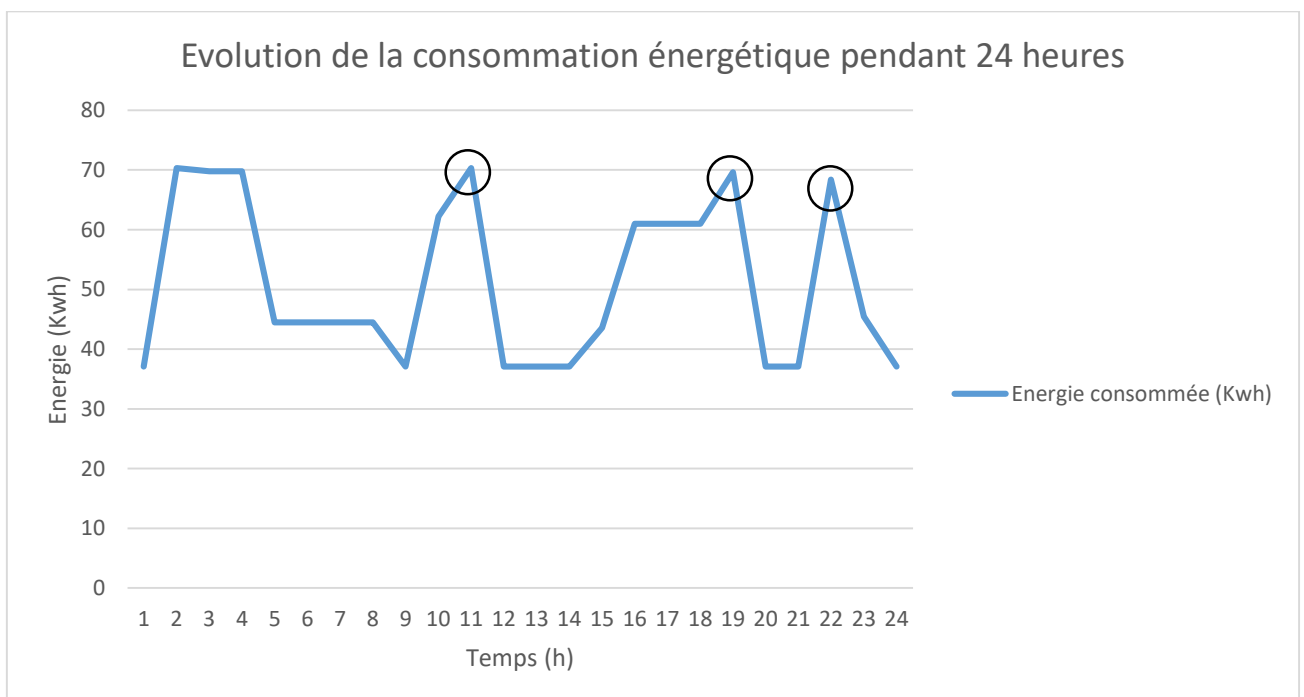


Figure 4.15 : Evolution de la consommation énergétique pendant 24 heures

Nous remarquons que la consommation énergétique varie d'une heure à une autre, et atteint ses pics vers 11h, 19h et 23h, des heures où il y'a plus d'activité chez les consommateurs, cependant le pic atteint à 2h du matin reste inexpliqué, ceci reviendrait peut-être à la mauvaise gestion de l'alimentation en eau potable de la ville.

L'énergie journalière consommée a été calculée et elle vaut :

$$E_j = 1227,2 \text{ kWh}$$

Dans le but de mieux interpréter les résultats, l'énergie cumulée d'une journée a été calculée (**figure 4.16**)

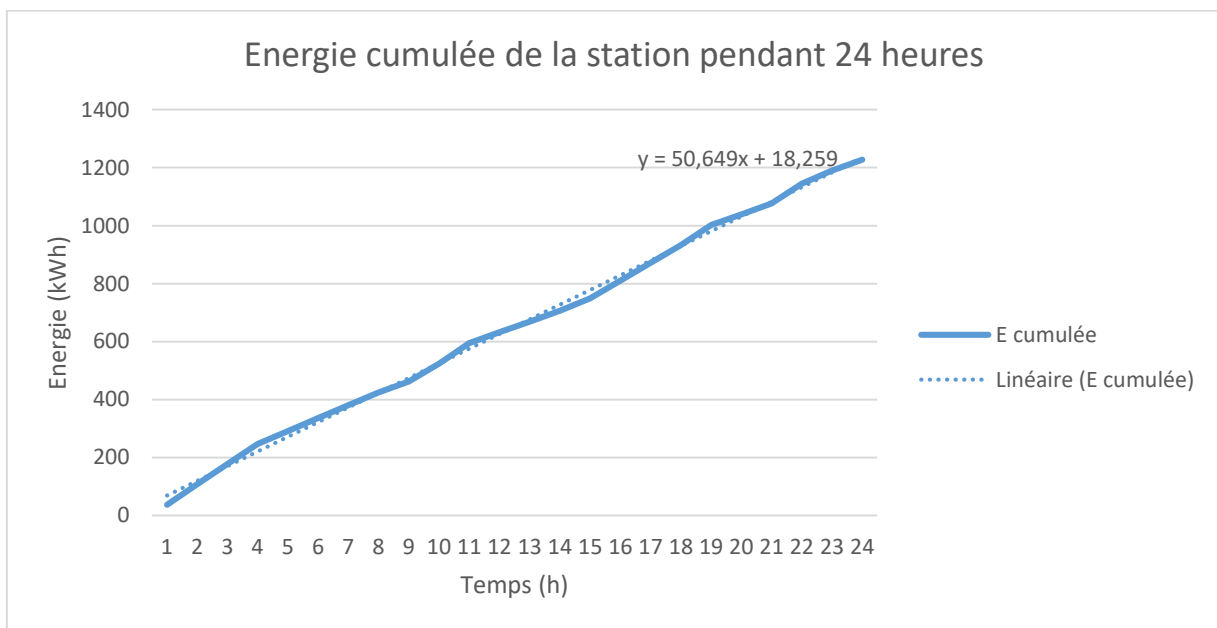


Figure 4.16 : Energie cumulée de la station pendant 24 heures

L'évolution de la consommation énergétique cumulée est linéaire, nous avons obtenu un tracé d'une courbe très proche de celui d'une droite qui a l'équation suivante :

$$y = 50,649x + 18,259 \quad (4.10)$$

Nous avons également calculé l'évolution du volume d'eau pompée au réservoir de distribution (**figure 4.17**), ce calcul nous a permis de constater une surexploitation des forages de la station.

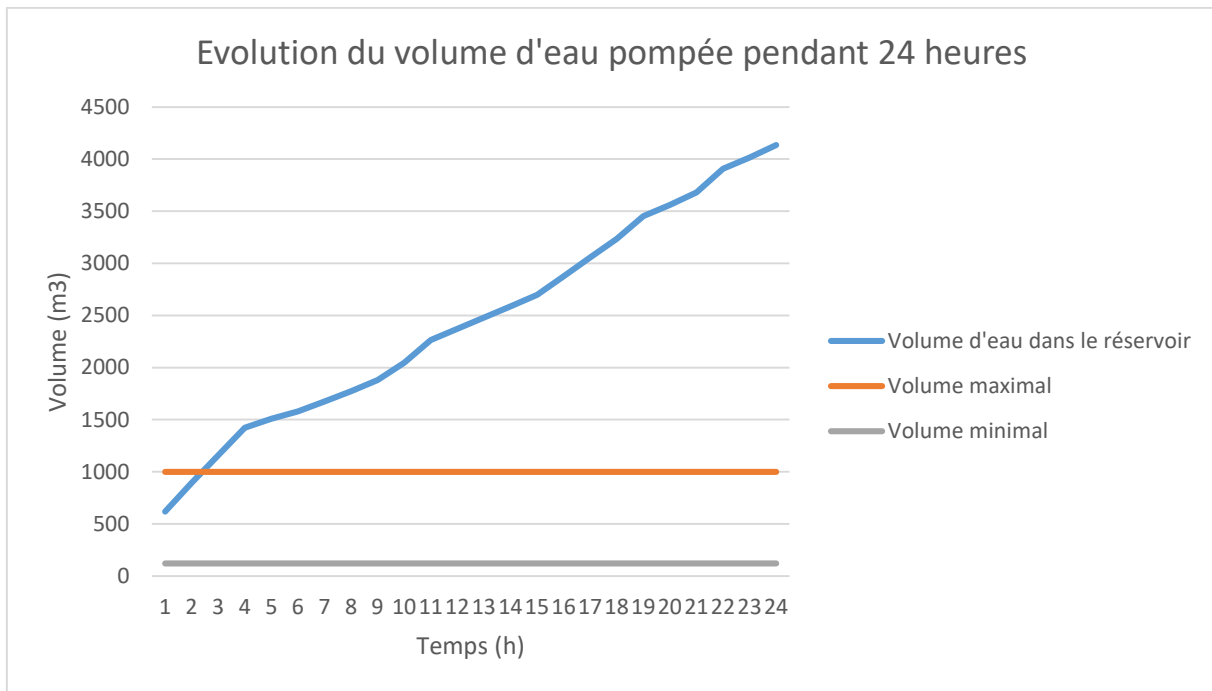


Figure 4.17 : Evolution du volume d'eau pompée pendant 24 heures

Le volume d'eau pompé est assez grand et loin d'être en-dessous du volume minimal, mais devient supérieur au volume du réservoir de distribution et le dépasse à la 3^{ème} heure, l'aspiration continue quand même pendant la journée. Cette surexploitation des forages oblige l'évacuation de l'eau via la conduite du trop plein. Au bout de la 24^{ème} heure, le volume d'eau atteint les 4000m³, donc 4 fois la capacité du réservoir, ce grand volume d'eau gaspillé est dirigé à Oued Ouled Allal.

Cette surexploitation des forages et surconsommation énergétique coûte sans doute une fortune à la station de pompage, c'est pour cette raison qu'une optimisation de la consommation énergétique sera faite dans les paragraphes qui suivent.

4.4 Résultat d'optimisation

Les résultats des données de la station de pompage ont montré une énorme surconsommation d'énergie et une surexploitation des forages, une optimisation s'est avérée nécessaire afin d'économiser les coûts d'exploitation, d'énergie, et de ressource d'eau.

Nous avons appliqué l'optimisation par les algorithmes génétiques sur les données de la station via le code MatLab. Trois (03) essais différents ont été effectués. Ces essais ont tous convergé et qui ont tous donné des résultats meilleurs que ceux de la station actuelle.

Nous présenterons dans ce qui suit les résultats de l'optimisation qui a convergé au bout de 500 itérations.

Grâce au planning de pompage optimisé suivant (**tableau 4.1**) nous avons pu économiser plus que la moitié de l'énergie habituellement consommée.

Tableau 4.1 : planning de pompage optimisé d'une journée

T (h)	n	T (h)	n
1	1	13	1
2	1	14	1
3	0	15	1
4	1	16	0
5	1	17	1
6	1	18	1
7	0	19	0
8	1	20	0
9	1	21	1
10	1	22	0
11	1	23	1
12	0	24	0

n : nombre de pompes en marche

La figure (**4.18**) suivante montre l'évolution de la consommation énergétique optimisée :

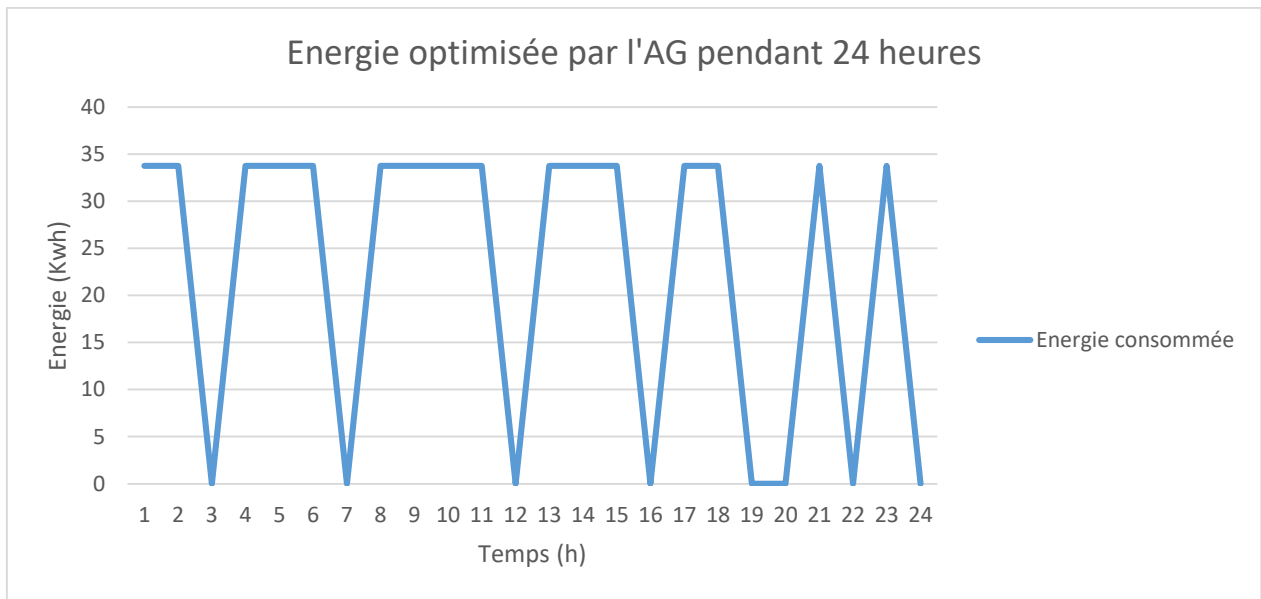


Figure 4.18 : énergie optimisée par l'algorithme génétique pendant 24 heures

L'énergie journalière optimisée a été calculée à l'aide de l'algorithme génétique et elle vaut :

$$E_{jopt}=539,7 \text{ kWh}$$

Nous remarquons tout d'abord une consommation nulle aux heures où aucune pompe n'est en marche : 3h, 7h, 12h, 16h, 19h, 22h et minuit grâce au volume d'eau suffisant dans le réservoir, ceci permet aux pompes d'arrêter l'aspiration tout en respectant les volumes seuils du réservoir et en satisfaisant la distribution aux consommateurs comme le montre la figure (4.19)

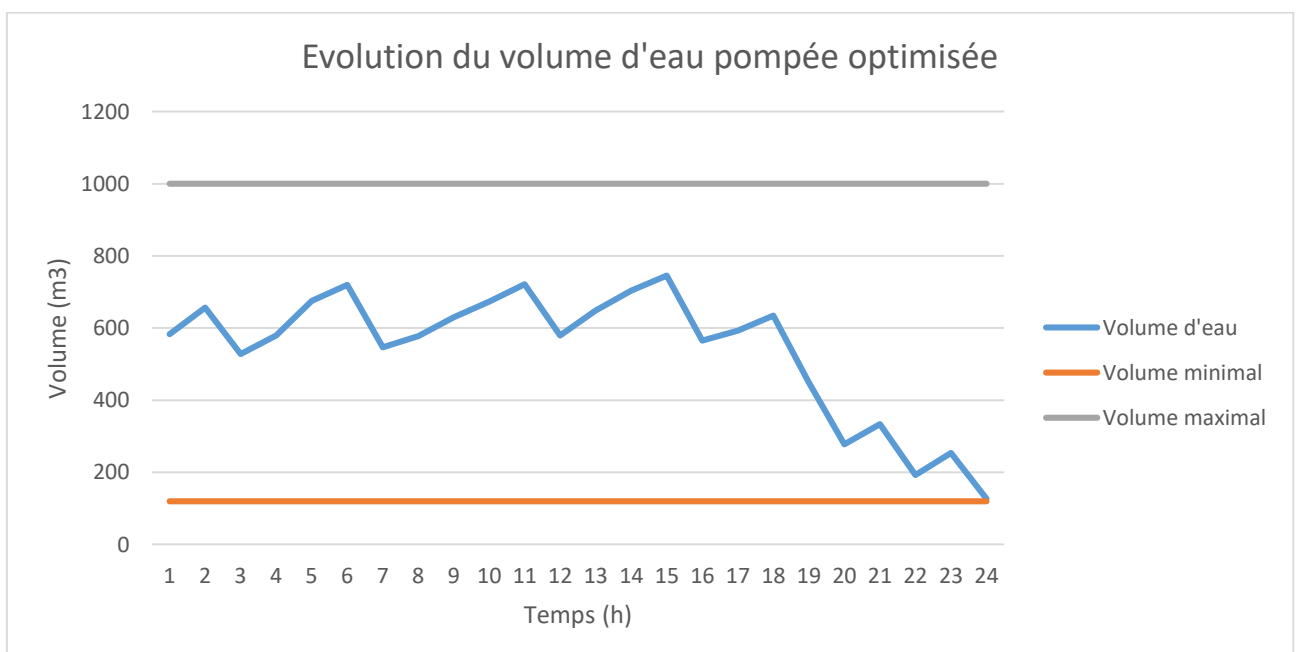


Figure 4.19 : Evolution du volume d'eau pompée optimisé

Il est clair que le volume optimisé respecte les volumes seuils (maximal et minimal) du réservoir, ceci prouve le respect des conditions du bon fonctionnement hydraulique de la station de pompage par l'algorithme génétique.

Ci-dessous (**figure 4.20**) est présenté l'énergie optimisée cumulée pendant 24 heures.

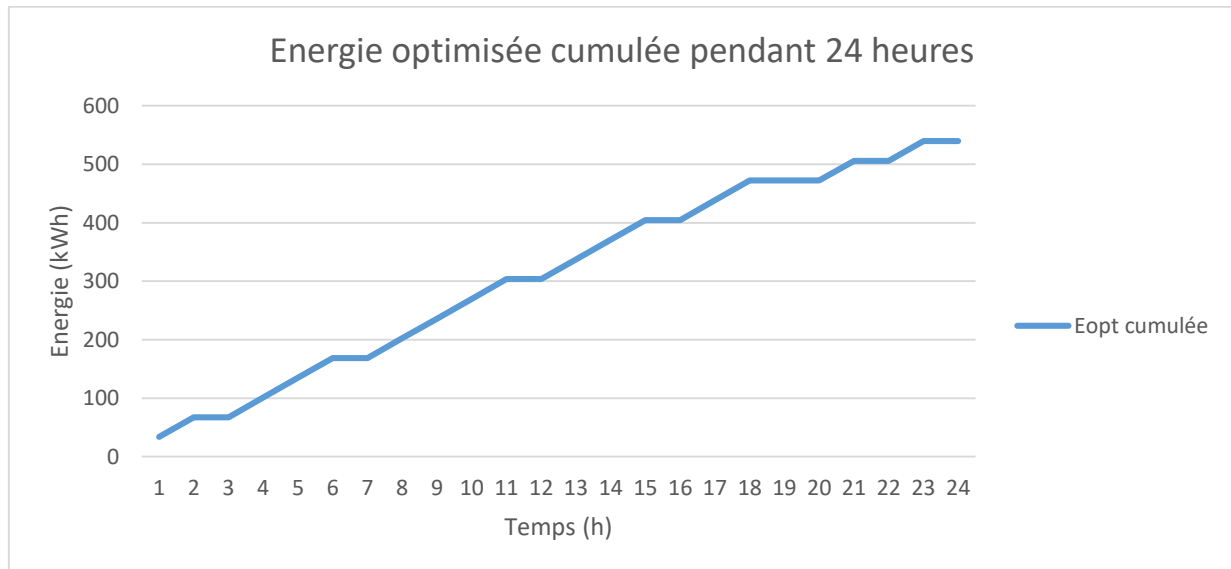


Figure 4.20 : Energie optimisée cumulée pendant 24 heures

La consommation de l'énergie augmente d'une façon linéaire et se stabilise à plusieurs reprises pendant une à deux heures, ceci s'explique par l'arrêt des pompes pendant ces heures-là vu la satisfaction des consommateurs et l'absence de la nécessité de pomper.

4.5 Interprétation des résultats

Une interprétation des résultats est nécessaire et sera faite en comparant les résultats optimisés avec ceux de la station sur le plan hydraulique, énergétique et économique.

4.5.1 Comparaison entre le planning de la station et celui optimisé

Afin de montrer l'efficacité de la méthode de résolution utilisée dans ce projet, une comparaison entre le planning de la station et celui optimisé est faite.

4.5.1.1 Comparaison sur le plan hydraulique

Afin de pouvoir mieux comparer les résultats du volume d'eau pompée actuel de la station et le volume optimisé, il serait préférable de tracer un graphe qui montre l'évolution de ces deux volumes à la fois (**figure 4.21**).

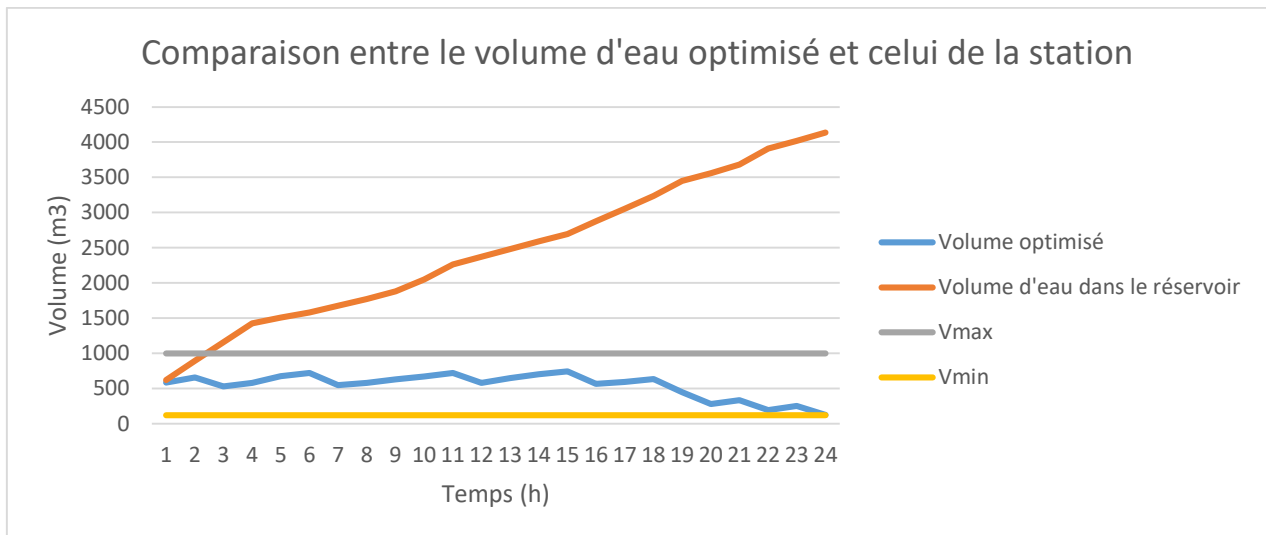


Figure 4.21 : Comparaison entre le volume d'eau optimisé et celui de la station

D'après les résultats illustrés ci-dessus, il est clair que les résultats du volume optimisé sont plus économiques et respectent à tout moment les contraintes du volume minimal et l'économie de l'énergie maximale, en effet, le volume optimisé est entre 1000m³ et 1200m³, tandis que les résultats du volume de la station montrent une exploitation excessive et gaspillage de la ressource en eau.

4.5.1.2 Comparaison sur le plan énergétique

Dans le but de mieux comparer les résultats de la station et ceux optimisés, un graphe a été tracé (**figure 4.22**)

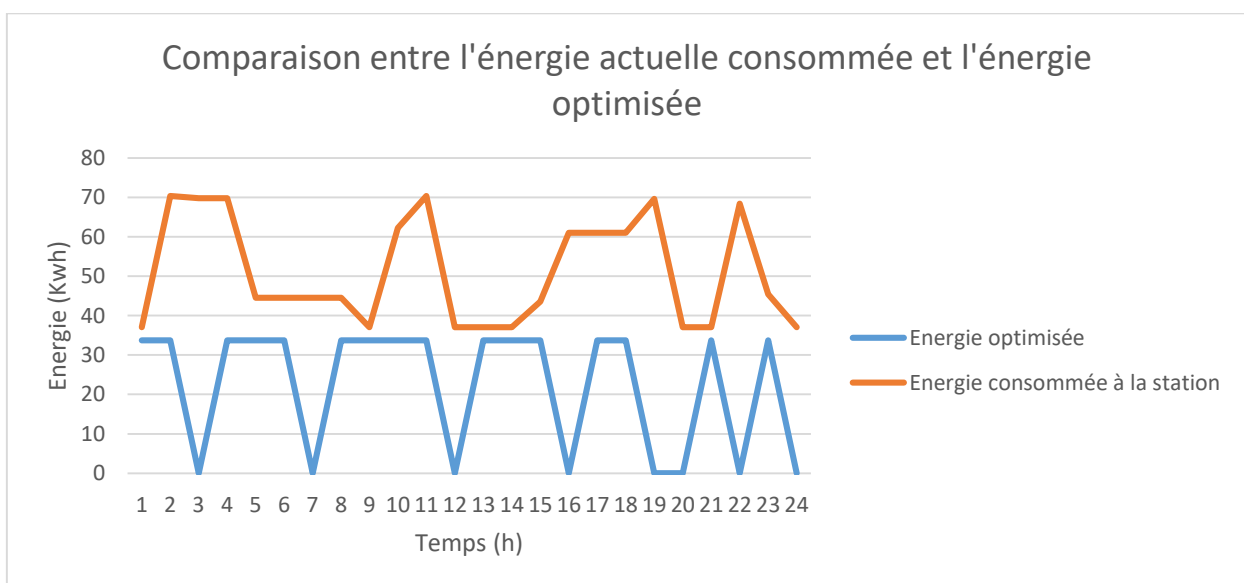


Figure 4.22 : Comparaison entre l'énergie actuelle consommée et l'énergie optimisée

En analysant le graphe, nous pouvons tout de suite remarquer que la courbe de l'énergie optimisée est en dessous de celle de la station, la valeur maximale de l'énergie optimisée est de 33,73 kWh qui vaut d'ailleurs presque l'énergie minimale consommée par la station à 37,08kWh.

L'énergie maximale consommée par la station 70,33 kWh représente plus que le double de l'énergie maximale optimisée.

Afin de mieux comparer les résultats de l'énergie optimisée et celle de la station, il serait préférable de comparer leurs énergies cumulées comme le montre la figure (4.23) suivante :

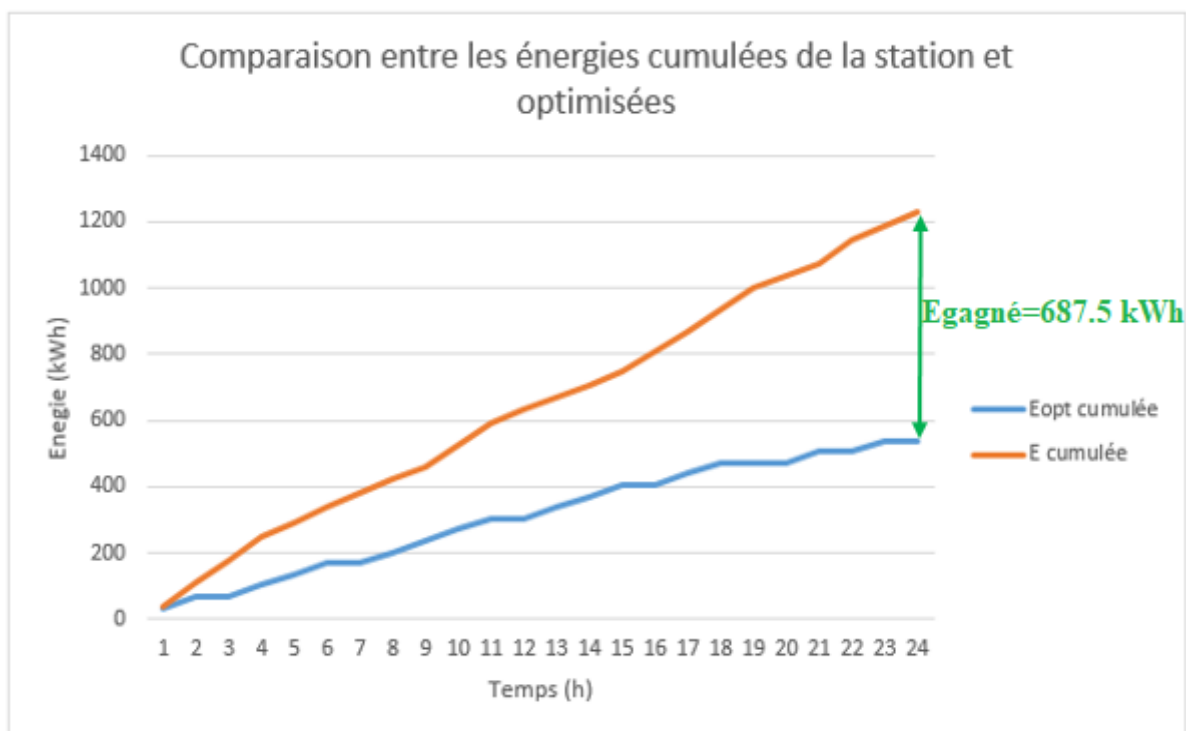


Figure 4.23 : Comparaison entre les énergies cumulées de la station et optimisées

En comparant l'énergie journalière optimisée et celle de la station, celle-ci consomme le double pendant 24 heures.

$$E_{jopt}=539,7 \text{ kWh et } E_j= 1227,2\text{kWh}$$

$$\rightarrow E_{jopt} < E_j \text{ et } E_j = 2,27 * E_{jopt}$$

La station de pompage de Sidi Moussa consomme donc plus que le double en énergie que nécessaire.

4.5.2 Intérêt de l'optimisation

Les gains énergétiques engendrés par l'optimisation effectuée dans ce chapitre nous permettent d'avoir une meilleure gestion des ressources en eau et éviter la surexploitation des forages de Sidi Moussa, ainsi que l'économie de l'énergie et le coût de consommation. En effet si le prix d'un kWh d'une entreprise vaut 4.578 DA, nous calculons le coût dépensé sur la station et le coût qu'elle dépenserait si une optimisation est appliquée, nous aurons les résultats suivant :

$$\text{Coût} = \text{Prix unitaire} * \text{Energie consommée}$$

$$\text{Coût de la station} = 4,578 * 1227,2 = 5618,12 \text{ DA}$$

$$\text{Coût optimisé} = 4,578 * 539,7 = 2470,75 \text{ DA}$$

$$\text{Coût gagné} = 5618,12 - 2470,75 = 3147,37 \text{ DA}$$

Le coût gagné nous permettra de faire fonctionner la station pendant 24 heures supplémentaires, c'est ainsi que nous déduisons l'importance et l'intérêt de cette optimisation sur le plan économique et environnemental.

4.6 Conclusion

Optimiser la consommation d'énergie de notre système de pompage permet de la réduire et d'économiser de l'argent ainsi que l'eau. Sachant que le prix d'achat d'une pompe ne représente que 5 % des coûts engendrés tout au long du cycle de vie d'une pompe, tandis que les dépenses liées à l'énergie représentent une part considérable, de 85%. Adopter des solutions performantes sur le plan énergétique peut conduire à des économies substantielles. En effet, la solution utilisée dans notre cas est l'optimisation de cette énergie par les algorithmes génétiques, une méthode qui nous a permis de réduire de moitié les coûts habituellement dépensés pendant 24 heures, ainsi la somme faramineuse de 1 148 790,05 DA est transformée en gain annuel.

Cette optimisation nous a également permis d'agir en harmonie avec les contraintes de la station de pompage, afin de garantir la disponibilité d'un volume d'eau dans le réservoir conformément aux normes et aux seuils de maximisations et minimisations régissant le bon fonctionnement hydraulique de la station ainsi que la satisfaction des besoins en alimentation en eau potable des consommateurs.

Cette étude nous a permis d'atteindre l'objectif escompté en l'occurrence la réduction des couts et l'économie de l'énergie en tenant compte des contraintes existantes.

Conclusion générale

Dans une perspective de réduction des coûts énergétiques et de rationalisation des besoins en eau potable, cette étude offre des techniques et outils pour remédier à la problématique de la surconsommation énergétique du système de pompage de la station de Sidi Moussa, ainsi qu'après recherche et réflexions, la méthode de l'algorithme génétique s'est avérée la plus adéquate pour atteindre l'objectif escompté à savoir l'optimisation de la consommation énergétique et la réduction des coûts monétaires.

Dans ce contexte, notre activité a ciblé l'amélioration du planning de pompage, lequel permet la réduction de l'énergie consommée au sein de la station sans omettre ou négliger la satisfaction des besoins des ménages en eau potable ainsi que la rationalisation de cette dernière en garantissant ainsi la préservation d'un niveau d'eau dans le réservoir de distribution ne dépassant guère les seuils maximum et minimum requis.

De ce fait, nous avons utilisé l'approche des algorithmes génétique qui génère un ensemble de solutions et à chaque itération et on opte pour les meilleurs. Le programme élimine automatiquement les solutions incompatibles avec la contrainte visant la préservation du volume minimal et du volume maximal, directement liée au bon fonctionnement de la station qui se traduit par l'optimisation de la consommation énergétique, la réduction des coûts monétaires, la satisfaction des besoins des ménages en eau potable ainsi que la rationalisation de cette dernière.

Les résultats que nous avons obtenus ont été interprétés et comparés aux résultats de la station, ainsi nous avons démontré qu'effectivement, la consommation en énergie de la station s'est réduite de 56,03% par rapport à l'énergie journalière habituellement consommée.

Enfin, cette étude nous a permis d'atteindre l'objectif escompté en l'occurrence l'optimisation de la consommation énergétique, la réduction des coûts monétaires, la satisfaction des besoins des ménages en eau potable ainsi que la rationalisation de cette dernière, en tenant compte des contraintes existantes.

Bibliographie

ALLIOT, Jean-Marc et DURAND, Nicolas. Algorithmes génétiques. Résolution des conflits aériens par les algorithmes génétiques, 34 pages, March 14, 2005

BANIEL Frédérique. Prise en compte d'objectifs de stabilité pour l'organisation des collectes de déchets. Thèse de doctorat de l'université de Toulouse. 2009. 164 pages.

BATCHABANI, E. ; FUAMBA, M. Optimal tank design in water distribution networks : Review of literature and prespectives. Journal. Water Resour. Plan Manag. ASCE 2014 pp 140-136-145.

BELHOUL, Lyes. Résolution des problèmes d'optimisation combinatoire mono et multi-objectifs par énumération ordonnée pp 28-141. Thèse de doctorat : Université Paris-Dauphine : 2014.

BESSEDIK Malika. Cours l'ESI Chapitre 4 Optimisation, 19 pages. 2019.

BOUACH Ahcene. Etude de la vulnérabilité des réseaux d'alimentation en eau potable-surconsommation énergétique des stations de pompage, pp 47-50. Thèse de doctorat en Hydraulique : ENP : 2019.

BREMERMANN Hans. Distributions, Complex Variables, and Fourier Transforms. Addison-Wesley Publishing Company, 1965, pp 89-186.

Code Gray. groupeisf.net

COOK, S.A. The complexity of theorem-proving procedures. Association for Computing Machinery pp. 151-158, 1971.

COUILLAUD, Nicolas. Amélioration de l'efficacité énergétique des réseaux hydrauliques : optimisation de la conception 140 pages. Thèse de doctorat : Université de Marne-La-Vallée : 2006.

De jong. Oceanographic observations at ocean station Department of the environment Institute of ocean sciences Patricia Bay, Unpublished manuscript 1975, 153 pages.

DIRION, Jean-Louis. Optimisation. Cours sur <https://perso.imt-mines-albi.fr/~dirion/> .L'École nationale supérieure des Mines d'Albi-Carmaux (IMT Mines Albi) : 2015.

FAYE, R.M., SAWADOGO, S. et MORA-CAMINO, F. Logique floue appliquée à la gestion à long terme des ressources en eau. Fuzzy logic applied to long-term management of water resource systems. Revue des sciences de l'eau, Rev Sci. Eau 16/3(2002) pp. 579-598.

FOGEL David B. Evolutionary Computation : Toward a New Philosophy of Machine Intelligence pp 33-260, 1966 1963.

GLOVER, F., Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. Computers and Operations Research, vol(5) : pp.533-549, 1986.

HOLLAND Stuart. The Socialist Challenge pp 414, 1975.

LERMAN et NGOUENET. Algorithmes génétiques séquentiels et parallèles pour une représentation affine des proximités. IRISA, 62 pages, 1995.

MAAMERI, Nessma & SAGHI, Soraya. Recueil sur les méthodes d'optimisation combinatoire et application sur un problème de transport réel: cas Ifri, 50 pages. Mémoire de Master : Université A/MIRA de Bejaia : 2014.

MAGNIN, Vincent. Contribution à l'étude et à l'optimisation de composants optoélectroniques. Thèse de doctorat : L'université des sciences et technologies de Lille, 190 pages, 1998.

MARIE Alexandre, FENDER Maxime, SAMPERIOZ, Alfredo, BOUTIN, Véronique, and BERGERAND, Jean-Louis. Optimisation des opérations de pompage d'un réseau de distribution d'eau. sciencesconf.org :roadef 2014 :29086

MEHIDID Fadila. Modélisation Contrôle et Optimisation. Algorithme Génétique, 56 pages. Mémoire de fin d'étude : Université Abdelhamid Ibn Badis- Mostaganem : 2013.

MICHALEWICZ Zbigniew. Genetic Algorithms+ Data Structures= Evolution Programs. Springer Verlag (Berlin), 82 pages, 1993

MOUHAMOU Rabah et TOUNSI Kamer Eddine. Automatisation et Télégestion de la station de pompage de Sidi Moussa. Mémoire de Master. Université M'hamed Bougara Boumerdes, 49 pages. 2017

MOZAS Morgan & GHOSN Alexis. État des lieux du secteur de l'eau en Algérie. Institut de Prospective économique du monde Méditerranéen Etudes et analyses, 27 pages. 2013.

Note Technique. Etude de sécurisation de l'AEP de Sidi Moussa et la localité de Rais. Département eau potable. Direction des études et projets. SEAAL, 4 pages. 2018

NOURI, I., LEBDI F., LAMADDALENA, N. Algorithme évolutionnaire (AE) pour l'optimisation des débits sur les réseaux hydrauliques à la demande. Lamaddalen a N, Lebdi F.

OLSZEWSKI, Pawel. Genetic optimization and experimental verification of complex parallel pumping station with centrifugal pumps. *Applied Energy*, 2016, vol. 178, pp. 527-539.

OULHAJ, A., ABOUSSALEH, A. Minimisation de coût de l'énergie de pompage. Cas du Canal haut service des Doukkala. Revue H.T.E. N° 124 Septembre/Decembre 2002, 11 pages.

Programme Mondial pour l'Évaluation des Ressources en Eau (WWAP). Organisation des Nations Unies pour l'éducation, la science et la culture. Unesco.org.

RECHENBERG (1973) et SCHWEFEL (1977). Parallel Problem Solving from Nature-PPSN VI publié par Marc Schoenauer, Kalyanmoy Deb, Günther Rudolph, Xin Yao, Evelyne Lutton, Juan Julian Merelo, Hans-Paul Schwefel, 405 pages.

REYNES, Christelle. Etude des Algorithmes génétiques et application aux données de protéomique. 179 pages. Thèse de Docteur ED : Information, Structure et Systèmes De l'Université Montpellier I, 2007.

SAKAROVITCH, Michel. Optimisation Combinatoire, Méthodes mathématiques et algorithmiques. Edition Hermann, 1984, 270 pages.

seaal.dz/qui-sommes-nous/profil/

SOUQUET Amédée, RADET Francois-Gérard. Algorithmes Génétiques. Thèse de fin d'année 50 pages ,2004

WATSON J. D. and CRICK F. H. C. reprinted with permission from *Nature* magazine A Structure for Deoxyribose Nucleic Acid. April 25, 1953 (2), *Nature* (3), 171 pages.

WRIGHT, A. *Genetic Algorithms for Real Parameter Optimization*, pp. 205–218. Morgan Kaufmann: San Mateo, CA, 1991.